DETEKSI TINGKAT BAHAYA KEBAKARAN HUTAN DAN LAHAN BERDASARKAN INDEKS KEKERINGAN KEETCH-BYRAM MENGGUNAKAN *LEARNING VECTOR QUANTIZATION*

TUGAS AKHIR

Diajukan Sebagai Salah Satu Syarat
Untuk Memperoleh Gelar Sarjana Teknik
Pada Jurusan Teknik Informatika

Oleh

WAWAN TRIPUTRA
11351103104

UIN SUSKA RIAU

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SULTAN SYARIF KASIM RIAU
PEKANBARU
2021

LEMBAR PERSETUJUAN

DETEKSI TINGKAT BAHAYA KEBAKARAN HUTAN DAN LAHAN BERDASARKAN INDEKS KEKERINGAN KEETCH-BYRAM MENGGUNAKAN *LEARNING VECTOR QUANTIZATION*

TUGAS AKHIR

Oleh

WAWAN TRIPUTRA
11351103104

Telah diperiksa dan disetujui sebagai Laporan Tugas Akhir

di Pekanbaru, pada tanggal 19 Januari 2021

Pembimbing

Elvia Budianita, S.T., M.Cs.
NIP. 19860629 201503 2 007

LEMBAR PENGESAHAN

DETEKSI TINGKAT BAHAYA KEBAKARAN HUTAN DAN LAHAN BERDASARKAN INDEKS KEKERINGAN KEETCH-BYRAM MENGGUNAKAN *LEARNING VECTOR QUANTIZATION*

TUGAS AKHIR

Oleh

WAWAN TRIPUTRA
11351103104

Telah dipertahankan di depan sidang dewan penguji
sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana Teknik Informatika
Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau
di Pekanbaru, pada tanggal 19 Januari 2021

Pekanbaru, 19 Januari 2021
Mengesahkan

Dekan	Ketua Jurusan
Dr. Ahmad Darmawi, M.Ag.	**Dr. Elin Haerani, S.T., M.Kom.**
NIP. 19660604 199203 1 004	**NIP. 19810523 200710 2 003**

DEWAN PENGUJI

Ketua	: Dr. Elin Haerani, S.T., M.Kom.
Sekretaris	: Elvia Budianita, S.T., M.Cs.
Penguji I	: Muhammad Fikry, S.T., M.Sc.
Penguji II	: Lola Oktavia, S.S.T., M.TI.

LEMBAR HAK ATAS KEKAYAAN INTELEKTUAL

Tugas Akhir yang tidak diterbitkan ini terdaftar dan tersedia di Perpustakaan Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau adalah terbuka untuk umum dengan ketentuan bahwa hak cipta pada penulis. Referensi kepustakaan diperkenankan dicatat, tetapi pengutipan atau ringkasan hanya dapat dilakukan seizin penulis dan harus disertai dengan kebiasaan ilmiah untuk menyebutkan sumbernya.

Penggandaan atau penerbitan sebagian atau seluruh Tugas Akhir ini harus memperoleh izin dari Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Perpustakaan yang meminjamkan Tugas Akhir ini untuk anggotanya diharapkan untuk mengisi nama, tanda peminjaman dan tanggal pinjam.

LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya menyatakan bahwa dalam Tugas Akhir ini tidak terdapat karya yang pernah diajukan untuk memperoleh gelar kesarjanaan di suatu Perguruan Tinggi, dan sepanjang pengetahuan saya juga tidak terdapat karya atau pendapat yang pernah ditulis atau diterbitkan oleh orang lain kecuali yang secara tertulis dacu dalam naskah ini dan disebutkan didalam daftar pustaka.

Pekanbaru, 19 Januari 2021
Yang membuat pernyataan,

WAWAN TRIPUTRA
11351103104

LEMBAR PERSEMBAHAN

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَٰنِ الرَّحِيمِ

Alhamdulillahhirobbil'alamin. Berkat rahmat Allah Subhanahu wata'ala yang maha pengasih lagi maha penyayang akhirnya Tugas Akhir ini dapat penulis selesaikan dengan baik. Alhamdulillah semoga ini menjadi awal yang baik bagi penulis dimasa depan. Aamiin ya rabbal'alamin.

Keluarga

Ucapan terimakasih yang tak tehingga kepada orang tua, abang dan kakak tercinta yang telah mendukung, menasehati, membantu dan mendo'akan penulis agar penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini.

Sehingga dengan rasa syukur dan kerendahan hati, penulis persembahkan sebuah karya tulis ini untuk keluarga tercinta khususnya orang tua penulis dan semoga kelak penulis dapat menjadi anak yang berbakti dan dapat membanggakan ayahanda dan ibunda tercinta lebih dari ini.

Seluruh Dosen dan Teman di Teknik Informatika

Terimakasih banyak kepada bapak/ibu dosen terutama pembimbing tugas akhir penulis atas ilmu, nasehat dan dedikasinya sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini dengan baik.

Terimakasih juga untuk teman-teman seperjuangan yang telah berbagi ilmu, pengalaman dan motivasinya dalam berjuang untuk masa depan.

ABSTRAK

Kebakaran hutan dan lahan merupakan salah satu bencana nasional yang sering terjadi di Indonesia. Pada tahun 2013-2018, Provinsi Riau menjadi wilayah yang memiliki jumlah rata-rata luas kebakaran hutan dan lahan tertinggi hampir setiap tahunnya. Kebakaran hutan dan lahan ini dapat terjadi pada berbagai kondisi cuaca, sehingga kondisi cuaca dapat menentukan tinggi atau rendahnya tingkat bahaya kebakaran. Semakin tinggi tingkat bahaya kebakaran maka semakin besar resiko dampak yang mungkin akan ditimbulkan. Oleh karena itu, perlu adanya sebuah sistem yang dapat mendeteksi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan sejak dini. Pada penelitian ini, dibangunlah sebuah sistem untuk mendeteksi tingkat bahaya kebakaran tersebut berdasarkan Indeks Kekeringan Keetch-Byram dengan menerapkan metode *learning vector quantization* (LVQ) sebagai algortima klasifikasinya. Indeks kekeringan Keetch-Byram membagi tingkat bahaya kebakaran menjadi empat kelas, yaitu rendah, sedang, tinggi dan ekstrim. Deteksi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan dilakukan pada wilayah Kota Pekanbaru dan Indragiri Hulu. Variabel yang digunakan untuk mendeteksi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan ini yaitu temperatur, kelembaban, curah hujan dan kecepatan angin. Dalam pengukuran tingkat keakuratan dari sistem yang sudah dibangun, dilakukan pengujian *confusion matrix* dengan menggunakan parameter *learning rate* 0,025; 0,05; 0,075 dan 0,1 pada data random dan data seimbang. Dari berbagai variasi pengujian data, diperoleh akurasi tertinggi yaitu sebesar 61% untuk Kota Pekanbaru dan 62% untuk Indragiri Hulu dengan *learning rate* 0,025 dan 0,05 pada perbandingan data latih dan data uji 90:10.

Kata Kunci: Jaringan Syaraf Tiruan, Tingkat Bahaya Kebakaran, Deteksi, Indeks Kekeringan Keetch-Byram, *Learning Vector Quantization*

ABSTRACT

Land and forest fire were one of the national disasters that often happens in Indonesia. In the years 2013-2018, Province of Riau was the region with the highest average area of land and forest fire almost every years. Land and forest fire can be happen in weather conditions various, so weather conditions can determining of high or low fires danger ratings. The highest of fire danger ratings system then the greatest risk of impact that may be caused. Therefore, needs a system to early detection the fire danger ratings. In the study, was built the system to fire danger ratings detection based on Keetch-Byram Drought Index with applayed learning vector quantization (LVQ) method as classification algorithm. Keetch-Byram Drought Index was divided of fire danger ratings to four levels, it is low, medium, high and extreme. Detection of land and forest fire danger ratings is do in Pekanbaru City and Indragiri Hulu region. The variables used to detection of land and forest fire ratings is temperature, humidity, rainfall dan wind speed. Measurement accuracy rate of the software that has been built is tested using a learning rate of 0,025;0,05;0,075 dan 0,1 on random and balanced data. From variations of data testing, was earned highest accuracy is 61% for Pekanbaru City and 62% for Indragiri Hulu with a learning rate 0,025 and 0,05 on ratio of training and testing data 90:10.

Kata Kunci: Artificial Neural Network, Fire Danger Ratings, Detection, Keetch-Byram Drought Index, Learning Vector Quantization

KATA PENGANTAR

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَٰنِ الرَّحِيمِ

Assalamu'alaikum wa rahmatullahi wa barakaatuh

Alhamdulillahirabbil'alamin, ucapan syukur kepada Allah SWT yang senantiasa memberikan rahmat dan karunia-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi yang berjudul "Deteksi Tingkat Bahaya Kebakaran Hutan dan Lahan Bedasarkan Indeks Kekeringan Keetch-Byram Menggunakan *Learning Vector Quantization*" dengan baik. Shalawat serta salam tidak lupa kita sampaikan kepada Nabi Muhammad SAW yang merupakan Rasulullah dan suri tauladan bagi seluruh umat manusia serta membimbing manusia dari zaman yang minim ilmu pengetahuan ke zaman yang penuh ilmu pengetahuan seperti sekarang.

Skripsi ini disusun sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar sarjana strata satu pada Program Studi Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau. Selama penyusunannya, penulis banyak mendapatkan pengalaman, pengetahuan, bimbingan dan dukungan dari berbagai pihak sehingga membantu penulis dalam menyelesaikan skripsi ini dengan baik. Untuk itu pada kesempatan ini penulis ingin menyampaikan ucapan terima kasih kepada :

1. Bapak Prof. Dr. H. Imam Suyitno, M.Pd, selaku Pelaksana Tugas Rektor Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau,
2. Bapak Dr. Ahmad Darmawi., M.Ag., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau,
3. Ibu Dr. Elin Haerani, S.T., M.Kom selaku Ketua Jurusan Teknik Informatika Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau,
4. Ibu Elvia Budianita, S.T., M.Cs selaku dosen pembimbing tugas akhir penulis dan sekaligus pembimbing akademis penulis yang telah membimbing penulis selama menjalani perkuliahan di jurusan Teknik Informatika serta dedikasinya sehingga penulis dapat menyelesaikan Tugas Akhir ini dengan baik,

5. Bapak Muhammad Fikry, S.T., M.Sc selaku penguji I tugas akhir yang telah meluangkan waktunya dan banyak memberikan saran serta ilmu yang bermanfaat dalam pengerjaan tugas akhir agar menjadi lebih baik,
6. Ibu Lola Oktavia, S.ST., M.TI selaku penguji II tugas akhir yang telah meluangkan waktunya dan banyak memberikan saran serta ilmu yang bermanfaat dalam pengerjaan tugas akhir agar menjadi lebih baik,
7. Bapak/Ibu dosen Teknik Informatika yang telah sabar dalam memberikan ilmu-ilmu bermanfaat kepada penulis selama masa perkuliahan, semoga Allah membalas semua kebaikan Bapak/Ibu,
8. Orang tua penulis yaitu ibunda Masnah, S.Pd dan ayahanda Suhud, A.Ma.Pd (alm), yang selalu menjadi sosok penyemangat penulis agar dapat menyelesaikan laporan tugas akhir ini, tidak lupa do'a serta kasih sayang yang selalu diberikan kepada penulis,
9. Saudara penulis, Tommy Afrizal, S.Pd (abang) dan Eri Kurniawati, S.Pd (kakak) yang selalu memberikan motivasi dan dukungannya,
10. Teman-teman seperjuangan kelas D 2013 yang tidak bisa disebutkan namanya satu persatu, telah berbagi pengalaman dan ilmunya yang bermanfaat dalam membantu penulis dalam penyelesaian tugas akhir ini,
11. Semua pihak yang terlibat baik langsung maupun tidak langsung dalam pengerjaan tugas akhir ini.

Semoga laporan ini dapat bermanfaat bagi penulis khusunya dan untuk pembaca pada umunya. Serta dapat menjadi referensi dan rujukan bagi hal-hal yang bermanfaat. Sebagai manusia tentunya penulis tidak lepas dari kekurangan dan kesalahan, baik dalam pelaksanaan penelitian maupun dalam penyusunan Laporan Tugas Akhir ini. Oleh karena itu, penulis menyampaikan permohonan maaf yang sebesar-besarnya. Penulis berharap adanya kritik dan saran guna memperbaiki atau sebagai pengembangan kedepannya. Kritik dan saran tersebut dapat dikirim ke email penulis yakni wawan.triputra@students.uin-suska.ac.id Akhir kata penulis ucapkan terima kasih dan selamat membaca.

Wassalamu'alaikum wa rahmatullahi wa barakaatuh

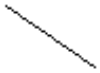
DAFTAR ISI

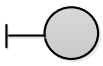
Halaman

DAFTAR GAMBAR

DAFTAR TABEL

DAFTAR SIMBOL

USECASE DIAGRAM		
Simbol	Nama	Keterangan
	*Actor*	*Actor* digunakan untuk menspesifikasikan himpunan peran yang pengguna mainkan ketika berinteraksi dengan *usecase*
	*Association*	*Association* digunakan untuk menghubungkan link antar element yang berinteraksi
	*Usecase*	*Usecase* adalah fungsionalitas yang disediakan sistem sebagai unit-unit yang saling bertukar pesan antar unit atau aktor. Biasanya *usecase* diberikan penamaan dengan menggunakan kata kerja di awal frase nam *usecase*

SEQUENCE DIAGRAM		
Simbol	Nama	Keterangan
	*Actor*	*Actor* digunakan untuk menspesifikasikan himpunan peran yang pengguna mainkan ketika berinteraksi dengan *usecase*
	*Entity*	Menggambarkan tabel atau elemen yang bertanggung jawab menyimpan data atau informasi
	*Boundary*	Menggambarkan sebuah penggambaran dari form atau alat yang berinteraksi dengan sistem yang lain
	*Control*	Element yang mengatur aliran dari informasi untuk sebuah skenario
	*Activation*	Menandakan bahwa sebuah objek mulai aktif berpatisipasi atau menunjukan kapan sebuah objek mengirim atau menerima objek

	Lifeline	Menggambarkan sebuah tanda mulai dan selesainya sebuah pesan
A Message()	*Message*	Menggambarkan komunikasi antar objek atau tanda pengiriman pesan ke objek lain
	Message return	Menggambarkan pesan yang diproses pada objek itu sendiri

ACTIVITY DIAGRAM		
Simbol	Nama	Keterangan
●	*Initial State*	Menandakan awal dari *activity* diagram
◉	*Final State*	Menandakan akhir dari *activity* diagram
▭	*Boundary*	Menggambarkan sebuah penggambaran dari form atau alat yang berinteraksi dengan sistem yang lain
→	*Transition*	Menggambarkan perubahan kondisi antar *state*
◇	*Decision*	Menggambarkan pemeriksaan terhadap suatu kondisi

CLASS DIAGRAM		
Simbol	Nama	Keterangan
Nama *Class* + atribut + atribut + atribut + *method* + *method*	*Class*	Gabungan objek-objek yang memiliki atribut dan operasi yang sama
———	*Association*	Menggambarkan hubungan antar *class* pada *class* diagram

DAFTAR LAMPIRAN

Halaman

BAB I
PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Indonesia adalah negara kepulauan terbesar di dunia yang mengalokasikan 63% atau 120,6 juta Ha daratannya sebagai kawasan hutan, sedangkan sisanya sekitar 37% merupakan Areal Penggunaan Lain (APL). Kawasan hutan Indonesia lebih banyak dialokasikan dan difungsikan untuk hutan produksi dengan luas 68,8 juta Ha (Nurbaya, Afri, & Efransjah, 2018). Banyaknya pengalokasian kawasan hutan Indonesia kepada hutan produksi, maka semakin banyak hutan yang akan dikelola. Pengelolaan hutan yang baik dan sesuai aturan pemerintah tentu akan memberikan dampak positif terhadap lingkungan. Tetapi metode pembukaan hutan dengan cara tebang habis dan pembakaran merupakan cara alternatif yang banyak dilakukan oleh masyarakat dikarenakan murah, mudah, dan cepat (Rasyid, 2014). Cara tersebut juga dilakukan banyak masyarakat terhadap pengelolaan lahan. Sehingga dampak nyata yang sering terjadi dari kegiatan tersebut adalah terjadinya kebakaran hutan dan lahan yang menimbulkan banyak dampak negatif bagi lingkungan.

Kebakaran hutan dan lahan merupakan salah satu bencana yang sering terjadi di Indonesia berdasarkan data dari Badan Nasional Penanggulangan Bencana pada tahun 2013 sampai 2018. Umumnya kebakaran hutan dan lahan tersebut banyak terjadi di pulau Kalimantan dan Sumatera. Berdasarkan data tahun 2013 sampai 2018 dari sistem monitoring kebakaran hutan dan lahan, hasil rekapitulasi luas kebakaran hutan dan lahan menunjukan bahwa Provinsi Riau memiliki jumlah rata-rata luas kebakaran hutan dan lahan tertinggi hampir setiap tahunnya. Jumlah rata-rata luas kawasan hutan dan lahan yang terbakar tercatat tidak pernah turun dari 1000 Ha. Banyaknya jumlah kejadian bencana kebakaran hutan dan lahan tentunya akan meningkatkan luas kawasan hutan dan lahan yang terbakar, kabut asap dan kerugian dari berbagai aspek kehidupan.

Menurut Hunawan (2016), kebakaran hutan dan lahan ini secara umum disebabkan oleh dua faktor, yaitu faktor alam dan manusia. Kebakaran hutan dan lahan biasanya terjadi pada musim kemarau ketika cuaca sangat panas dimana kelembaban menurun yang menyebabkan kekeringan sehingga memicu manusia dalam melakukan kegiatan pembakaran. Kegiatan pembakaran hutan dan lahan umumnya disebabkan karena masyarakat hanya memilih metode yang murah, mudah dan cepat dalam melakukan pengelolaan hutan dan lahan tanpa melihat bahaya serta resikonya. Pada hal ini manusia mengambil andil besar terhadap terjadinya kebakaran hutan dan lahan, tetapi kondisi alam yang mendukung merupakan faktor pemicu manusia dalam melakukan kegiatan pembakaran.

Pada iklim tropis seperti Indonesia, kebakaran hutan dan lahan bisa terjadi kapan saja. Bukan hanya pada musim kemarau dengan kondisi cuaca yang panas dan tidak ada curah hujan, tetapi pada kondisi cuaca yang normalpun kebakaran hutan dan lahan bisa terjadi, hanya saja dengan intensitas yang berbeda. Sehingga kondisi cuaca dapat menentukan tinggi atau rendahnya bahaya kebakaran (Rasyid, 2014). Oleh karena itu, mengantisipasi atau memperkirakan bahaya kebakaran hutan dan lahan menjadi penting untuk diperhatikan agar dalam proses tindakan pencegahan atau pengendalian kebakaran hutan dan lahan dapat berjalan dengan cepat dan tepat. Sehinnga diharapkan dapat menekan jumlah luas kebakaran hutan dan lahan, serta meminimalisir dampak-dampak yang akan ditimbulkan.

Salah satu cara yang dapat memberikan informasi mengenai tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan berdasarkan kondisi cuaca yaitu dengan menghitung indeks kekeringannya. Metode yang sering digunakan untuk menghitung indeks kekeringan yaitu dengan menggunakan metode indeks kekeringan Keetch-Byram atau *Keetch-Byram Drought Indeks* (KBDI). Indeks ini mengekspresikan kurangnya kelembaban tanah menurut kemungkinan maksimal kandungan kelembaban tanah (Suyatno, 2011). Keetch dan Byram membuat skala indeks kekeringan untuk menentukan kelas atau tingkat bahayanya yang dibagi menjadi empat, yaitu rendah, sedang, tinggi, dan ekstrim. Setiap kelas atau tingkatan bahaya kebakaran tersebut mewakili kemungkinan resiko bahaya kebakaran yang mungkin akan terjadi.

Dalam mendeteksi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan pada suatu wilayah perlu adanya sebuah sistem agar proses deteksi berjalan secara cepat, tepat dan akurat. Sehingga sistem tersebut dapat digunakan dalam penentuan status siaga kebakaran yang nantinya akan memudahkan dalam pengambilan keputusan untuk proses pencegahan dan pengendalian kebakaran. Dalam menyelesaikan masalah yang kompleks tersebut, maka diperlukan ilmu pengetahuan yang dapat memproses keadaan tertentu berdasarkan hasil pembelajaran dari data-data masukan. Salah satu bidang keilmuan yang dapat digunakan adalah Kecerdasan Buatan atau *Artificial Intelligence* (AI).

Banyak penelitian terkait tentang deteksi tingkat bahaya kebakaran hutan menggunakan kecerdasan buatan, antara lain yaitu penelitian (Kartika, Irawan, & Triyanto, 2016). Pada penelitian ini prediksi wilayah rawan kebakaran berdasarkan jumlah titik api yang muncul dengan menerapkan jaringan syaraf tiruan propagasi balik (*backpropagation*). Hasil akurasi prediksi yang diperoleh sebesar 71,50%. Penelitian berikutnya oleh (Suyatno, 2011), pada penelitian ini penilaian resiko tingkat bahaya kebakaran hutan berdasarkan indeks kekeringan dengan menerapkan jaringan syaraf tiruan *backpropagation*. Hasilnya 100% data dikenali untuk pengujian data yang sudah dilatihkan sebelumnya, dan 97% data dikenali untuk pengujian data baru atau yang belum pernah dilatihkan sebelumnya.

Kecerdasan buatan atau *Artificial Intelligence* (AI) memiliki cabang keilmuan yaitu Jaringan Syaraf Tiruan (JST). JST adalah salah satu cabang keilmuan dari kecerdasan buatan yang dapat melakukan proses pembelajaran terhadap suatu keadaan tertentu dengan baik. JST merupakan sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan syaraf manusia. JST ini dapat belajar dari suatu pengalaman, sehingga sistem akan mengambil sebuah kesimpulan berdasarkan pengetahuan pengalaman yang telah diajarkan dan menghasilkan sebuah informasi baru. JST memiliki beberapa metode yang dapat mengenali suatu pola dengan baik. Metode tersebut antara lain *Backpropagation Neural Network* (BPNN), *Kohonen Neural Network* (KNN), *Learning Vector Quantization* (LVQ), *Perceptron*, dan lain sebagainya.

Beberapa metode dari jaringan syaraf tiruan memiliki keunggulan, kelemahan, dan hasil akurasi yang berbeda-beda pada setiap kasus. Metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) adalah suatu metode yang baik untuk melakukan proses pembelajaran dengan pengenalan pola masukan kemudian mencari kelas terdekatnya. Berikut beberapa penelitian yang menggunakan metode LVQ dan juga membandingkan metode LVQ dengan metode lainnya pada beberapa kasus. Menurut (Tomia, Leleury, & Aulele, 2017) yang telah melakukan penelitian tentang perbandingan metode *backpropagation* dan LVQ dalam deteksi dini hama pengerek batang, hasilnya bahwa metode *backpropagation* memperoleh akurasi 69,44% sedangkan metode LVQ memperoleh akurasi 80,56%. Menurut (Leleury, Lesnussa, & Madiuw, 2016), tingkat keakuratan diagnosa penyakit dengan metode *backpropagation* sebesar 61,84% sedangkan dengan metode LVQ sebesar 93,42%. Dari beberapa penelitian diatas, dapat disimpulkan bahwa metode LVQ berhasil dan memiliki hasil tingkat akurasi yang bagus dalam proses pendekatan terhadap data pembelajaran pada beberapa kasus.

Berdasarkan uraian diatas, penulis melakukan penelitian untuk mendeteksi tingkat bahaya kebakaran hutan berdasarkan indeks kekeringan Keetch-Byram atau *Keetch-Byram Drought Indeks* (KBDI) dengan menerapkan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ). Penulis berharap informasi yang diberikan oleh penelitian ini dapat menjadi acuan dalam penentuan status siaga atau pengambilan kebijakan yang efektif dalam pencegahan dan penanggulangan kebakaran hutan atau lahan.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan latar belakang yang telah dipaparkan, maka rumusan masalah pada penelitian ini adalah bagaimana mendeteksi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan berdasarkan indeks kekeringan Keetch-Byram menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) dan mengukur tingkat akurasi *Learning Vector Quantization* (LVQ) dalam mengklasifikasi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan.

1.3 Batasan Masalah

Agar pelaksanaan penelitian ini berjalan dengan tepat dan tidak melebar, maka peneliti memberi batasan masalah sebagai berikut:

1. Variabel yang digunakan sebagai inputan sistem adalah kondisi cuaca harian yang terdiri dari beberapa varibel (Rasyid, 2014), yaitu sebagai berikut:
   a. Temperatur,
   b. Kelembapan,
   c. Curah hujan,
   d. Kecepatan angin,
2. *Output* berupa tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan yang dikelompokan menjadi 4 kelas, yaitu Rendah, Sedang, Tinggi dan Ekstrim.
3. Data yang digunakan adalah data cuaca harian dari tanggal 1 Januari 2018-31 Desember 2019 pada kabupaten Indragiri Hulu dan Kota Pekanbaru.

1.4 Tujuan Penelitian

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Membuat sistem yang dapat mendeteksi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan berdasarkan indeks kekeringan Keetch-Byram menggunakan jaringan syaraf tiruan dengan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ),
2. Mengukur tingkat akurasi dari metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) dalam proses klasifikasi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan.

1.5 Sistematika Penulisan

Berikut merupakan rencana susunan sistematika penulisan laporan Tugas Akhir yang akan dibuat:

BAB I PENDAHULUAN

Bab ini berisi tentang penjelasan latar belakang masalah, rumusan masalah, batasan masalah, tujuan penelitian, dan sistematika penulisan laporan tugas akhir yang akan dibuat.

BAB II LANDASAN TEORI

Bab ini membahas tentang teori-teori umum dan khusus yang berhubungan dengan tugas akhir.

BAB III METODOLOGI PENELITIAN

Bab ini membahas tahapan-tahapan yang dilakukan selama penelitian, yaitu pengamatan penelitian, identifikasi masalah, pengumpulan data, analisa dan perancangan, implementasi, pengujian, dan kesimpulan dan saran.

BAB IV ANALISA DAN PERANCANGAN

Bab ini berisi tentang analisa cara kerja sistem dan perancangan aplikasi yang akan dibangun dengan menerapkan metode LVQ.

BAB V IMPLEMENTASI DAN PENGUJIAN

Bab ini berisi tentang implementasi dan pengujian dari aplikasi yang telah dibangun dan metode yang digunakan untuk membuktikan bahwa sistem sudah berjalan sesuai dengan yang telah ditentukan.

BAB VI PENUTUP

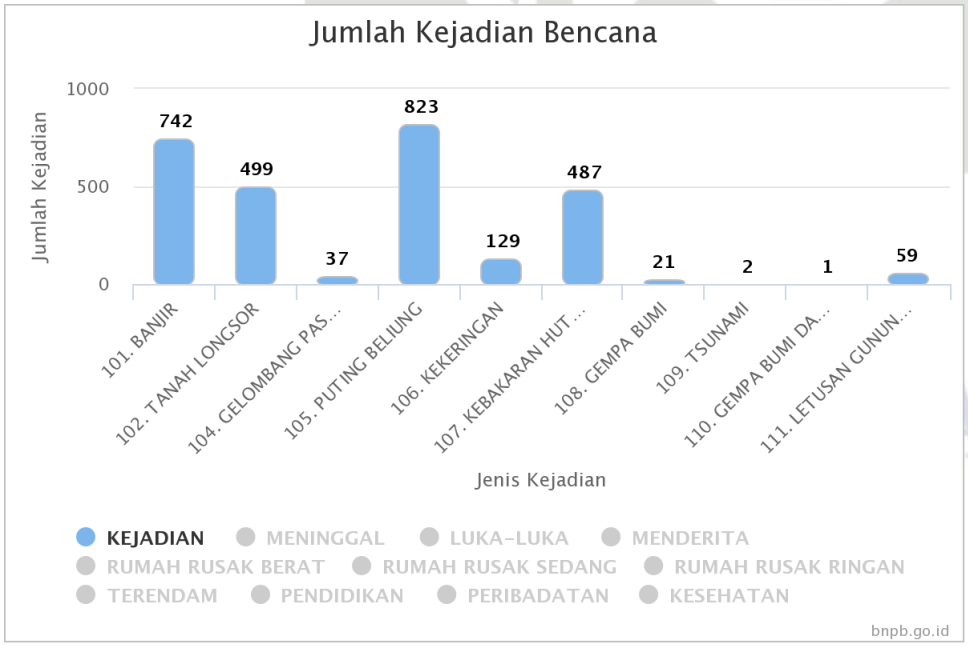
Berisi kesimpulan dari hasil yang telah didapatkan serta berisi saran-saran yang diharapkan datap bermanfaat bagi pembaca dalam pengembangan sistem pada penelitian selanjutnya.

BAB II
LANDASAN TEORI

2.1 Kebakaran Hutan dan Lahan

Kebakaran hutan dan lahan merupakan salah satu peristiwa atau bencana nasional yang sering terjadi di Indonesia. Jika melihat sejarah dua dekade belakangan ini, peristiwa kebakaran hutan dan lahan pada tahun 1997/1998 merupakan peristiwa paling parah di Indonesia sehingga menarik perhatian dunia. Luas area yang terbakar pada saat itu berjumlah 9,75 juta Ha yang tersebar di beberapa pulau. Pulau Kalimantan dan Sumatera merupakan dua pulau yang memiliki jumlah luas area terbakar paling tinggi (Saharjo et al., 2018). Tidak hanya berhenti pada tahun tersebut, kebakaran hutan dan lahan terus terjadi pada tahun-tahun berikutnya.

Kebakaran hutan dan lahan merupakan bencana dengan jumlah kejadian tertinggi di Indonesia menurut data dari Badan Nasional Penanggulangan Bencana pada tahun 2013-2018. Dapat dilihat pada gambar 2.1.



Gambar 2.1 Jumlah Kejadian Bencana di Indonesia Tahun 2013-2018

Pada gambar 2.1, jumlah kejadian bencana kebakaran hutan dan lahan pada tahun 2013-2018 mencapai 487. Jumlah tersebut membuat bencana kebakaran hutan dan lahan termasuk 4 bencana tertinggi dari 10 bencana yang tercatat. Pada rentang tahun tersebut, kejadian bencana kebakaran hutan dan lahan ini sudah kita lihat dan rasakan dampaknya terutama pada tahun 2014/2015. Pada tahun 2014/2015 bencana kebakaran hutan dan lahan kembali menarik perhatian negara lain karena kabut asapnya yang tebal dengan jangka waktu yang cukup lama. Pada tahun 2015, Kementrian Lingkungan Hidup dan Kehutanan mencatat kurang lebih terdapat 95 *hotspot* sumber kabut asap yang tersebar di pulau Sumatera dan 61 *hotspot* di pulau Kalimantan (Hunawan, 2016). *Hotspot* ini menandakan adanya titik api atau pusat kebakaran yang ditinjau dari satelit. Sehingga semakin banyak jumlah *hotspot* yang terdeteksi, maka kemungkinan besar akan menimbulkan bahaya kebakaran yang luas dan dampak yang tidak baik.

Menurut rekapitulasi data dari Sistem Monitoring Kebakaran Hutan dan Lahan pada tahun 2013-2018, provinsi Riau merupakan provinsi yang memiliki luas kawasan terbakar tertinggi setiap tahunnya. Dimana jumlah rata-rata luas kawasan terbakar di Riau setiap tahunnya tidak pernah turun dari 1000 Ha. Luasnya kawasan terbakar ini tentunya akan meningkatkan dampak negatif yang terjadi seperti peningkatan produksi kabut asap, kerugian dari berbagai aspek kehidupan, sulitnya pemadaman api, dan lain-lain. Kejadian kebakaran hutan dan lahan ini umumnya terjadi pada musim kemarau, tetapi tidak menutup kemungkinan pada kondisi cuaca normal pun akan terjadi. Ini disebabkan oleh wilayah Indonesia yang beriklim tropis, sehingga kemungkinan kebakaran hutan dan lahan kapan saja dapat terjadi. Oleh karena itu, pemerintah daerah pada kawasan yang sering terjadi kebakaran hutan dan lahan tetap selalu waspada agar menekan jumlah luas kawasan yang terbakar sehingga tidak menimbulkan dampak yang lebih parah dan kerugian yang lebih besar.

2.1.1 Pengertian

Kebakaran hutan menurut SK.Menhut.No.195/Kpts-II/1996 dalam (Haris, Kumalawati, & Arisanty, 2017) adalah suatu keadaan dimana hutan dilanda api sehingga mengakibatkan kerusakan hutan dan hasil hutan yang menimbulkan

kerugian ekonomi dan lingkungannya. Menurut Badan Nasional Penanggulangan Bencana mendefinisikan kebakaran hutan dan lahan adalah suatu keadaan dimana hutan dan lahan dilanda api, sehingga mengakibatkan kerusakan hutan dan lahan yang menimbulkan kerugian ekonomis dan atau nilai lingkungan. Kebakaran hutan dan lahan dibedakan oleh kawasan atau daerah yang terbakar. Kebakaran hutan terjadi pada kawasan hutan dan kebakaran lahan terjadi di luar kawasan hutan. Namun dampak dari kebakaran hutan dan lahan ini sama-sama menimbulkan kerugian baik dari segi ekonomi, ekosistem, kesehatan, dan lain sebagainya.

2.1.2 Faktor-faktor Kebakaran Hutan dan Lahan

Secara umum kebakaran hutan dan lahan disebabkan oleh dua faktor, yaitu faktor alam dan manusia. Kebakaran biasanya terjadi pada musim kemarau ketika cuaca sangat panas dan kegiatan pembakaran oleh manusia (Hunawan, 2016). Tetapi menurut (Rasyid, 2014), kebakaran hutan dan lahan di Indonesia secara umum disebabkan oleh tiga faktor utama, yaitu kondisi bahan bakar, cuaca dan sosial budaya masyarakat. Berikut penjelasan dari faktor utama penyebab kebakaran hutan dan lahan tersebut:

1. Faktor Kondisi Bahan Bakar

   Bahan bakar didefinisikan sebagai objek yang mudah terbakar dan dapat memperburuk kondisi kebakaran, contonya ranting, daun, dancabang tumbuhan dalam kondisi kering. Bahan bakar ini dapat meningkatkan bahaya terjadinya kebakaran jika jumlahnya yang melimpah dilantai hutan dan kondisi kadar airnya yang relatif rendah.

2. Faktor Cuaca

   Kondisi cuaca turut menentukan tinggi atau rendahnya bahaya kebakaran. Kondisi cuaca berupa suhu, kelembaban, angin dan curah hujan akan menentukan kondisi bahan bakar. Pada suhu yang tinggi akibat lamanya penyinaran matahari, kemudian kelembaban dan curah hujan yang rendah akan membuat bahan bakar semakin kering dan mudah terbakar. Selain itu faktor angin juga mempengaruhi penjalaran api pada area terbakar dan menentukan luas atau sempitnya kawasan terbakar.

3. Sosial Budaya Masyarakat

Kegiatan sosial budaya masyarakat merupakan salah satu faktor yang sering menyebabkan kebakaran hutan dan lahan. Seperti penggunaan api dalam kegiatan persiapan lahan, pembalakan liar yang membuat penumpukan bahan bakar dilantai hutan, dan kegiatan lainnya yang bersumber dari manusia itu sendiri.

Secara garis besar dapat disimpulkan bahwa kebakaran hutan dan lahan ini memiliki faktor penyebab dan faktor pendukung. Faktor penyebab dapat didefinisikan sebagai faktor utama yang memicu timbulnya api dan membakar suatu objek tertentu. Faktor penyebab ini bisa timbul secara alami dan tidak alami. Secara alami bisa terjadi karena gesekan-gesekan dari bahan bakar yang kering pada lantai hutan dan secara tidak alami bisa terjadi karena kegiatan manusia yang sengaja melakukan pembakaran dengan tujuan tertentu. Sedangkan faktor pendukung dapat didefinisikan sebagai faktor yang membuat api dapat dengan mudah muncul, menyebar dan membesar. Faktor pendukung tersebut adalah kondisi cuaca, seperti angin, kelembaban, suhu/temperatur, curah hujan, kekeringan dan lain sebagainya.

2.2 Indeks Kekeringan Keetch-Byram

Indeks kekeringan Keetch-Byram atau *Keetch-Byram Drought Indeks* (KBDI) merupakan salah satu metode untuk mengukur tingkat bahaya kebakaran yang dikembangkan oleh Keetch dan Byram dari Florida (Amerika Serikat) pada tahun 1968. Secara umum indeks kekeringan Keetch-Byram (1968) ini mengekspresikan kurangnya kelembaban tanah menurut kemungkinan maksimal kandungan kelembaban tanah (kapasitas lahan). Metode indeks kekeringan Keetch-Byram ini menjadi meluas dan menyebar setelah diterapkan dengan beberapa modifikasi oleh orang-orang Australia dan negara-negara lain yang sebagian besar beriklim tropis dalam mengukur tingkat kekeringan pada wilayah tersebut.

Metode indeks kekeringan Keetch-Byram diperkenalkan pertama kali di Indonesia tepatnya di wilayah Kalimantan Timur oleh John E.Deeming pada tahun 1995 (Baskoro, Purna, & Fauzi, 2007). Indeks tersebut mengukur tingkat kekeringan pada wilayah Samarinda dan Balikpapan, hasilnya terbukti sesuai

kondisi yang terjadi. Melihat sejarah kebakaran hutan di Kalimantan Timur umumnya terjadi pada musim kemarau dan rendahnya rata-rata curah hujan dalam waktu lama, sehingga sampai sekarang metode indeks kekeringan Keetch-Byram digunakan oleh IFFM (*Integrated Forest Fire Management*) Departemen Kehutanan Kalimantan Timur untuk mengukur tingkat bahaya kebakaran hutan.

2.2.1 Formulasi Indeks Kekeringan Keetch-Byram

Perhitungan indeks kekeringan Keetch-Byram akan menghasilkan nilai numerik yang menunjukan kemungkinan terjadinya kebakaran. Nilai tersebut berkisar antara 0 sampai 2000 dengan skala sifat tertentu. Berikut formulasi yang digunakan dalam perhitungan indeks kekeringan Keetch-Byram atau *Keetch-Byram Drought Indeks* (KBDI) (Darfia, Kusuma, & Kuntoro, 2016) :

$$\mathrm{KBDI}_{hari\ ini} = (\sum \mathrm{KBDI}_{kemarin} - (10 \times \mathrm{CH}) + \mathrm{DF}_{hari\ ini}) \quad (2.1)$$

Keterangan:

$\mathrm{KBDI}_{kemarin}$: nilai KBDI hari sebelumnya,

CH : curah hujan bersih, diperoleh dari kondisi perhitungan berikut (Baskoro et al., 2007):

Jika curah hujan harian < 5 mm, maka

$$\mathrm{CHB} = 0 \quad (2.2)$$

Jika curah hujan harian ≥ 5 mm, maka

$$\mathrm{CHB} = \text{Curah Hujan Harian} - 5\ \mathrm{mm} \quad (2.3)$$

DF : faktor kekeringan, diperoleh dari perhitungan berikut:

$$\mathrm{DF} = \frac{(2000 - Y_{KBDI}) \times (0{,}9676 \times Exp(0{,}0875 \times T_{max} + 1{,}552) - 8{,}229) \times 0{,}001}{(1 + 10{,}88 \times Exp\ (-0{,}00175 \times Annual))} \quad (2.4)$$

Keterangan:

Y_{KDBI} : indeks kekeringan kemarin,

Tx : suhu maximum (°C),

Annual : Rata-rata curah hujan tahunan (mm), minimal selama 10 tahun.

Terdapat ketentuan dimana jika hasil perhitungan indeks kekeringan kemarin dikurangi 10CHB bernilai < 0, maka nilainya adalah 0. Tetapi jika hasil perhitungannya bernilai ≥ 0, maka nilainya adalah sesuai hasil perhitungan tersebut (Baskoro et al., 2007). Pada proses perhitungan nilai KBDI pertama kali, kita harus

kembali pada saat satu hari setelah jumlah curah hujan selama periode 1 minggu lebih atau sama dengan 150 mm, dimana pada saat itu KBDI bernilai dan berada pada posisi 0 (nol) (Deeming, 1995 dalam Baskoro et al., 2007).

2.2.2 Skala Indeks Kekeringan Keetch-Byram

Interim report pada tahun 1998-1999 telah membagi indeks kekeringan Keetch-Byram ke dalam 3 kelas atau tingkatan, yaitu rendah dengan skala numerik 0-999, sedang dengan skala numerik 1000-1499, dan tinggi dengan skala numerik 1500-2000 (Suyatno, 2011). Seiring meningkatnya fenomena *global warming* atau pemanasan global membuat cuaca dunia semakin panas dan suhu udara semakin meningkat, sehingga dibutuhkan suatu standar operasional baru dengan menambahkan satu kelas yang dapat terjadi pada kondisi tertentu. Kelas tersebut adalah ekstrim dengan skala numerik 1750-2000. Dengan adanya penambahan kelas atau tingkatan baru, maka skala numerik pada kelas tinggi berubah menjadi 1500-1749. Sampai saat ini, skala indeks kekeringan Keetch-Byram yang digunakan terdiri dari 4 kelas, dapat dilihat pada tabel 2.1.

Tabel 2.1 Skala Indeks Kekeringan Keetch-Byram

Skala Sifat	Skala Numerik
Rendah	0-999
Sedang	1000-1499
Tinggi	1500-1749
Ekstrim	1750-2000

Berdasarkan skala indeks kekeringan Keetch-Byram, dapat menunjukan tingkat bahaya kebakaran dari bahan bakar api yang tersedia. Jika indeks kekeringan bernilai 0, maka mendeskripsikan bahwa tanah dalam kondisi penuh dengan air atau lembab, sehingga pada kondisi tersebut munculnya titik api dan kemungkinan terjadinya kebakaran sangat kecil. Tetapi jika indeks kekeringan bernilai 2000, maka mendeskripsikan bahwa tanah dalam kondisi yang sangat kering sehingga menyebabkan pasokan bahan bakar api menjadi lebih banyak, mudah munculnya titik api dan kemungkinan terjadinya kebakaran sangat besar. Oleh karena itu, skala indeks kekeringan Keetch-Byram menjadi salah satu metode dalam membangun sistem peringatan dini bahaya kebakaran hutan dan lahan di Indonesia.

2.3 Jaringan Syaraf Tiruan

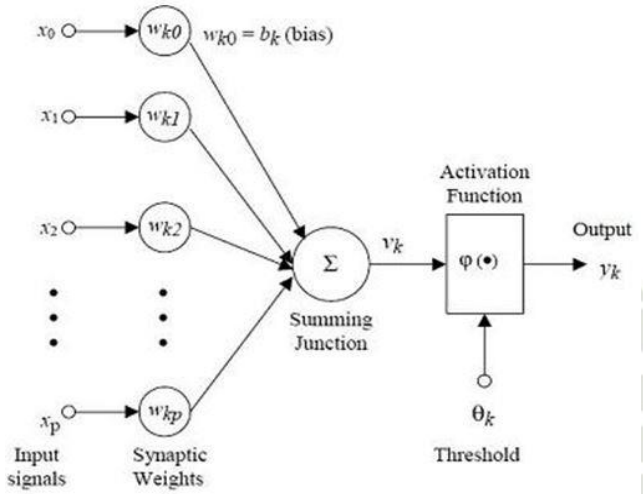
Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau *Neural Network* adalah salah satu cabang keilmuan dari kecerdasan buatan atau *artificial intelligence*. Jaringan syaraf tiruan dikemukakan pertama kali pada tahun 1943 oleh Waren McCulloch seorang *neurophysiologist* dan Walter Pits seorang *logician.* Jaringan syaraf tiruan merupakan sistem pemrosesan informasi yang mempunyai karakteristik menyerupai jaringan syaraf biologis (JSB). JST dapat belajar dari suatu pengalaman, sehingga sistem akan mengambil sebuah kesimpulan berdasarkan pengetahuan pengalaman yang telah diajarkan dan menghasilkan sebuah informasi baru. Menurut Budianita & Arni (2015), JST adalah representasi buatan dari otak manusia yang mencoba untuk mensimulasikan proses pembelajaran pada otak manusia. Istilah buatan digunakan karena jaringan saraf diimplemantasikan dengan menggunakan program komputer yang mampu menyelesaikan sejumlah proses perhitungan selama pembelajaran. Berikut analogi antara jaringan syaraf biologis dengan jaringan syaraf tiruan:

Tabel 2.2 Analogi Jaringan Syaraf Biologis dan Tiruan

Jaringan Syaraf Biologis (JSB)	Jaringan Syaraf Tiruan (JST)
Badan Sel (Soma)	Node (Neuron)
Dendrit	*Input*
Akson	*Output*
Sinapsis	Bobot

Layaknya jaringan syaraf biologis, jaringan syaraf tiruan juga belajar dari suatu pengetahuan atau pengalaman karena mempunyai karakteristik yang adaptif, yaitu belajar dari data-data sebelumnya dan mengenal pola data yang selalu berubah. Data-data yang dapat diolah dan menjadi pembelajaran pada sistem JST adalah data-data yang berbentuk numerik. Karena pada dasarnya algoritma JST beroperasi secara langsung dengan angka-angka, sehingga data yang tidak numerik harus diubah menjadi data yang numerik. JST bisa memberikan solusi terhadap suatu masalah yang tidak memiliki formulasi khusus dengan mengolah data-data tersebut dalam operasi aritmatika sesuai algoritma JST.

Jaringan Syaraf Tiruan memiliki struktur jaringan, berikut gambar dari model struktur jaringan syaraf tiruan:



Gambar 2.2 Model Stuktur Jaringan Syaraf Tiruan

Dari model stuktur jaringan syaraf tiruan pada gambar 2.2 diatas, dapat ditulis persamaan sebagai berikut:

$$y = f(\sum_{i=1}^{n} w * xi - \theta) \quad (2.5)$$

Keterangan:

x_i : *Inputan* ke-i

w_i : Bobot ke-i

θ : Bias

$f(\cdot)$: Fungsi aktivasi

y : *Output*

Pada jaringan syaraf tiruan, setiap pola-pola informasi *input* dan *output* yang diberikan diproses dalam neuron. Neuron-neuron akan dikumpulkan dalam lapisan-lapisan yang disebut dengan lapisan neuron (*neuron layers*). Lapisan-lapisan penyusun JST terbagi menjadi tiga, yaitu lapisan masukan (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan keluaran (*output layer*) (Hafizah, Sulindawaty, & Tugiono, 2015). Masing-masing lapisan mempunyai jumlah node atau neuron yang berbeda-beda. Berikut penjelasan dari lapisan-lapisan tersebut:

1. Lapisan Masukan (*input layer*)

   Input layer merupakan lapisan yang berguna untuk menerima pola masukan data dari luar yang menggambarkan suatu permasalahan. Data-data tersebut akan menjadi data latih untuk sistem JST.

2. Lapisan Tersembunyi (*hidden layer*)

   Hidden layer merupakan lapisan yang menghubungkan *input layer* dan *output layer* yang berguna untuk meningkatkan kemampuan jaringan dalam proses pemecahan masalah. Penggunaan *hidden layer* beresiko terhadap proses pelatihan yang akan menjadi semakin sulit dan lama. Keluaran dari *hidden layer* tidak dapat secara langsung diamati.

3. Lapisan Keluaran (*output layer*)

   Output layer merupakan lapisan akhir dari semua lapisan yang berguna manyalurkan keluaran dari hasil proses jaringan. *Output layer* menghasilkan sebuah informasi atau solusi JST terhadap suatu permasalahan.

Jaringan syaraf tiruan memiliki suatu karakteristik yang membuatnya berbeda dari bidang keilmuan kecerdasan buatan lainnya (Lobo & Santosa, 2014), yaitu:

1. Arsitektur Jaringan

   Arsitektur jaringan adalah pola hubungan antara neuron-neuron yang akan membentuk suatu jaringan.

2. Proses Pembelajaran

   Proses pembelajaran adalah metode yang digunakan untuk menentukan nilai bobot-bobot sambungan terhadap jaringan pembelajaran.

3. Fungsi Aktivasi

   Fungsi aktivasi adalah fungsi yang menggambarkan hubungan antara tingkat aktivasi internal yang mungkin berbentuk linier atau nonlinier.

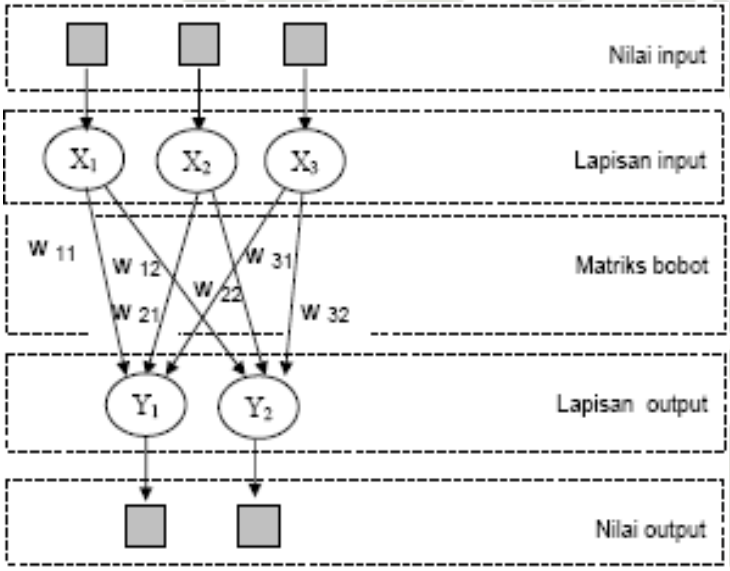
2.3.1 Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan

Jaringan syaraf tiruan memiliki beberapa arsitektur yang sering digunakan dalam berbagai aplikasi. Arsitektur JST tersebut terbagi menjadi tiga, yaitu jaringan dengan lapisan tunggal (*single layer net*), jaringan dengan banyak lapisan (*multilayer net*), dan jaringan dengan lapisan kompetitif (*competitive layer net*)

(Agus, Ernawati, & Uspitaningrum, 2015). Berikut penjelasan dari jaringan lapisan-lapisan pada arsitektur jaringan syaraf tiruan (JST).

1. Jaringan Lapis Tunggal (*Single Layer Network*)

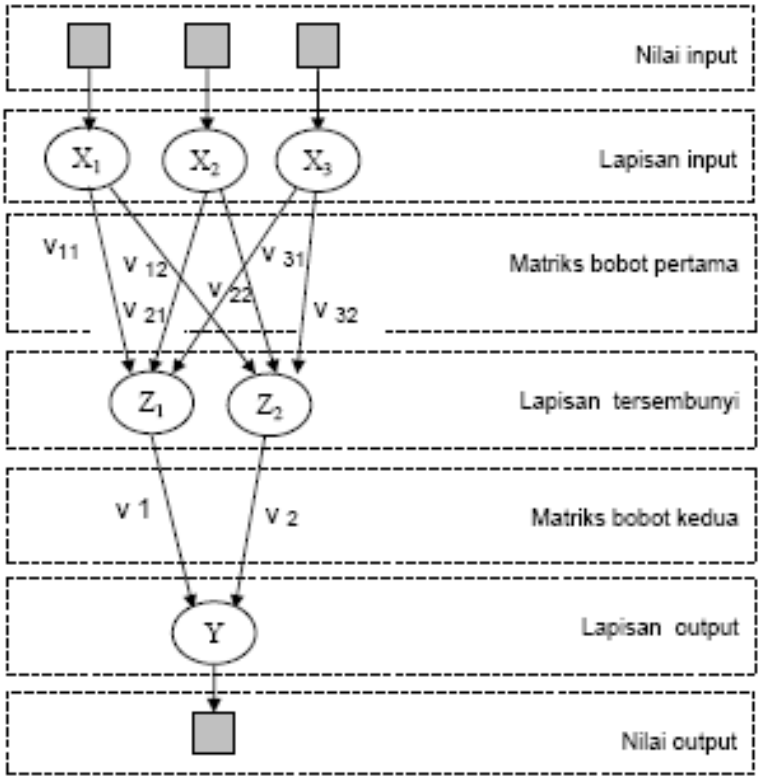
Single layer network merupakan jaringan dengan neuron-neuron tersusun dalam suatu lapisan. Disebut lapisan tunggal karena neuron *output* dari jaringan ini hanya satu. Pada gambar dibawah ini, lapisan input memiliki 3 neuron, yaitu X_1, X_2, X_3. Sedangkan lapisan *output* memiliki 2 neuron, yaitu Y_1 dan Y_2. Neuron-neuron pada kedua lapisan saling berhubungan. Seberapa besar hubungan antara 2 neuron ditentukan oleh bobot yang bersesuaian. Semua unit input akan di hubungkan dengan setiap unit *output*. Pemodelannya dapat dilihat pada gambar 2.3 dibawah ini.



Gambar 2.3 *Single Layer Network*

2. Jaringan Banyak Lapisan (*Multi Layer Network*)

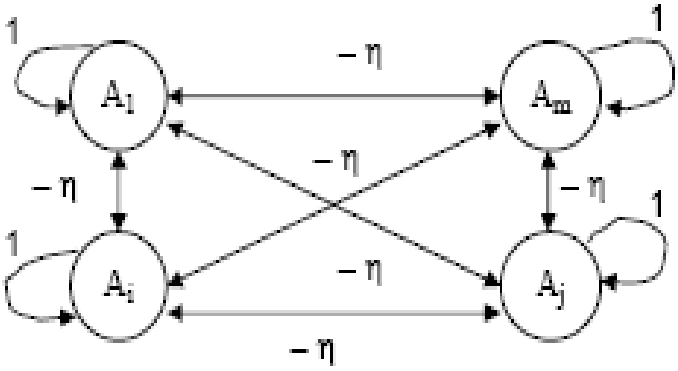
Jaringan dengan banyak lapisan (*multilayer net*) memiliki satu atau lebih lapisan yang terletak di antara lapisan input dan lapisan *output*. Umumnya terdapat lapisan bobot-bobot yang terletak antara 2 lapisan yang bersebelahan. Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit daripada lapisan tunggal, namun pembelajarannya lebih rumit. Pemodelannya dapat dilihat pada gambar 2.4 dibawah ini.



Gambar 2.4 ***Multi Layer Network***

3. Jaringan Lapisan Kompetitif (*Competitive Layer Network)*

Pada jaringan lapisan kompetitif ini sekumpulan neuron bersaing untuk mendapatkan hak menjadi aktif. Hubungan antar neuron pada lapisan kompetitif tidak diperlihatkan pada diagram arsitektur. Berikut gambar yang menunjukan salah satu contoh arsitektur jaringan lapisan kompetitif yang memiliki bobot –n. Pemodelannya dapat dilihat pada gambar 2.5 dibawah ini.



Gambar 2.5 ***Competitive Layer Network***

2.3.2 Metode Pelatihan/Pembelajaran Jaringan

Jaringan syaraf tiruan melakukan proses pembelajaran berdasarkan pengalaman. Mempelajari pola data yang dimasukan, maka JST dapat memberikan tanggapan yang baik terhadap data yang sudah diajarkan bahkan terhadap informasi baru yang belum pernah diajarkan. Hal itu dikarenakan JST memiliki kemampuan memorisasi dan generalisasi. Kemampuan memorisasi adalah kemampuan yang dimiliki JST untuk memanggil kembali secara sempurna sebuah pola yang sudah dipelajari, sedangkan kemampuan generalisasi adalah kemampuan JST untuk menghasilkan respon yang bisa diterima terhadap pola-pola masukan yang serupa (namun tidak identik) dengan pola-pola sebelumnya yang sudah dipelajari. Hal yang ingin dicapai dengan melatih atau mengajari jaringan adalah untuk mencapai keseimbangan antara kemampuan memorisasi dan generalisasi.

Proses pembelajaran adalah proses perubahan bobot-bobot antar neuron sehingga sebuah jaringan dapat menyelesaikan sebuah masalah. Semakin besar bobot keterhubungan, maka akan semakin cepat suatu jaringan menyelesaikan masalah. Algoritma pembelajaran JST terbagi menjadi 3, yaitu terawasi, tak terawasi, dan *hybrid*.

1. Pembelajaran Terawasi

   Pada pembelajaran terawasi, masukan yang digunakan dan nilai *output* telah diketahui. Perbedaan antara *output* aktual dengan *output* yang diinginkan digunakan untuk merubah bobot agar jaringan syaraf tiruan mendapatkan jawaban sedekat mungkin.

2. Pembelajaran Tak Terawasi

   Pada pembelajaran tak terawasi, JST mengorganisasi dirinya sendiri untuk membentuk vektor masukan yang serupa, tanpa menggunakan data-data pelatihan. Paradigma pembelajaran ini mengorganisasi pola-pola ke dalam kategori-kategori berdasarkan korelasi yang ada.

3. Pembelajaran *Hybrid*

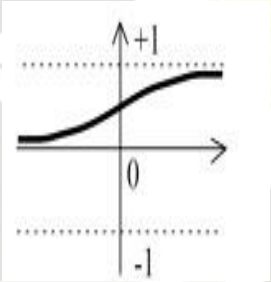
   Pada pembelajaran *hybrid* merupakan gabungan dari kedua pembelajaran diatas yaitu pembalajaran terawasi dan pembelajaran tak terawasi. Dimana bobotnya diatur oleh kedua pembelajaran tersebut.

2.3.3 Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi adalah fungsi yang menggambarkan hubungan antara tingkat aktivasi internal yang bisa berbentuk linier atau nonlinier. Fungsi aktivasi ini digunakan untuk menentukan keluaran suatu neuron (Kartika et al., 2016). Sehingga selain pola bobotnya, fungsi aktivasi merupakan faktor terpenting dalam menentukan kelakuan suatu neuron. Ada beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan, yaitu:

1. Fungsi Sigmoid

Terdapat tiga syarat yang memenuhi fungsi aktivasi diantaranya yaitu *kontinu*, terdiferensial dengan mudah dan merupakan fungsi yang tidak turun. Syarat ini juga merupakan fungsi aktivasi yang terdapat dalam *backpropagation*. Terdapat dua buah fungsi *sigmoid* yaitu *sigmoid biner* (*logsig*) dan *sigmoid bipolar* (*tansig*), namun yang digunakan dalam penelitian ini adalah fungsi *sigmoid biner* (*logsig*). Grafik fungsi sigmoid biner dapat dilihat pada gambar 2.6 dibawah ini.

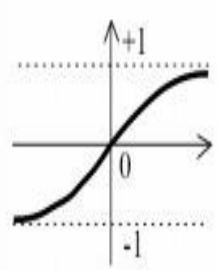


Gambar 2.6 Grafik Sigmoid Biner

Sigmoid biner memiliki nilai interval (0,1) dan memiliki persamaan fungsi:

$$\mathbf{f(x)} = \frac{\mathbf{1}}{\mathbf{1+e^{-x}}} \quad (2.6)$$

Sedangkan grafik sigmoid bipolar dapat dilihat pada gambar 2.7 berikut.



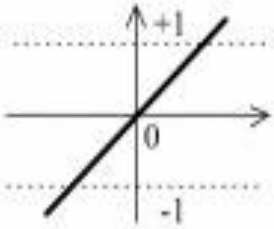
Gambar 2.7 Grafik Sigmoid Bipolar

Persamaan fungsi sigmoid bipolar mirip dengan fungsi sigmoid biner, tapi dengan interval (-1,1). Berikut persamaan fungsinya:

$$\mathbf{f(x)} = \frac{\mathbf{2}}{\mathbf{1+e^{-x}}} - \mathbf{1} \quad \text{..... (2.7)}$$

2. Fungsi Identitas

Fungsi identitas digunakan apabila kita menginginkan keluaran dari jaringan berupa sembarang bilangan real (bukan hanya pada interval [0,1] atau [-1,1] saja). Grafik fungsi identitas dapat dilihat pada gambar 2.8 dibawah ini.



Gambar 2.8 Grafik Fungsi Identitas

Persamaan fungsinya sebagai berikut:

$$f(x) = x \quad \text{..... (2.8)}$$

2.4 *Learning Vector Quantization* (LVQ)

Learning Vector Quatization (LVQ) adalah suatu metode yang melakukan proses pembelajaran atau pelatihan pada lapisan kompetitif yang terawasi. Lapisan kompetitif dapat melakukan proses pembelajaran sendiri untuk mengklasifikasikan vektor *input* kedalam suatu kelas tertentu. Kelas-kelas yang dihasilkan oleh lapisan kompetitif bergantung dari jarak antar vektor-vektor *input*. Jika dua vektor *input* mendekati sama, maka lapisan kompetitif akan meletakkan kedua vektor *input* dalam kelas yang sama. Algoritma LVQ memiliki tujuan akhir yaitu mencari nilai bobot yang sesuai untuk pengelompokan vektor-vektor kedalam suatu kelas tujuan yang telah diinisialisasi pada saat pembentukan jaringan LVQ (Meliawati, Soesanto, & Kartini, 2016).

LVQ merupakan jaringan lapis tunggal (*single layer network*) dimana lapisan masukan terkoneksi secara langsung dengan setiap neuron pada lapisan *output*. Koneksi antar neuron tersebut dihubungkan dengan bobot-bobot yang merupakan nilai matematis dari koneksi yang mengirim data dari satu lapisan ke

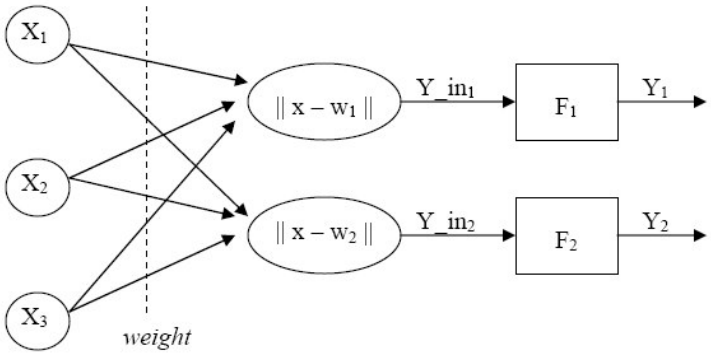
lapisan lainnya. Proses tersebut berfungsi untuk mengatur jaringan sehingga dapat menghasilkan *output* yang diinginkan. Bobot pada LVQ sangat penting, karena dengan bobot inimaka dapat melakukan pembelajaran dalam mengenali suatu pola. Vektor bobot berfungsi untuk menghubungkan setiap neuron pada lapisan *input* dengan masing-masing neuron pada lapisan *output*.

Terdapat beberapa variasi dari algoritma LVQ, antara lain LVQ1, LVQ2, LVQ2.1, dan LVQ3. Algoritma LVQ1 memiliki karakteristik yaitu hanya nilai vektor referensi terdekat yang dilakukan perubahan bobot. Perubahan bobot tergantung apakah vektor referensi memiliki kelas yang sama dengan vektor *input*. Kelebihan dari algoritma LVQ ini adalah :

1. Nilai *error* yang lebih kecil dibandingkan dengan jaringan saraf tiruan seperti *backpropagation*,
2. Dapat meringkas data set yang besar menjadi vektor *codebook* berukuran kecil untuk klasifikasi,
3. Dimensi dalam *codebook* tidak dibatasi seperti dalam teknik *nearest neighbour*,
4. Model yang dihasilkan dapat diperbaharui secara bertahap.

2.4.1 Arsitektur Jaringan LVQ

Arsitektur LVQ ini terdiri dari 2 lapisan, yaitu lapisan masukan (*input layer*) disimbolkan dengan (*X*) dan lapisan keluaran (*output layer*) disimbolkan dengan (*Y*). Diantara kedua lapisan tersebut dihubungkan oleh bobot-bobot tertentu yang sering disebut sebagai vektor bobot (*W*) (Meliawati et al., 2016). Arsitektur dari LVQ dapat dilihat pada gambar 2.9 dibawah ini.



Gambar 2.9 Arsitektur *Learning Vector Quantization* (LVQ)

Arsitektur diatas menunjukan jaringan LVQ dengan 3 neuron pada lapisan *input* (X_1, X_2, X_3), dan 2 neuron pada lapisan *output* (Y_1, Y_2). Nilai X_1, X_2, dan X_3 merupakan vektor masukan untuk proses pembelajaran dalam jaringan. Setiap lapisan *input* dan *output* dihubungkan oleh bobot-bobot tertentu yang disebut vektor bobot (W_1, W_2). Proses yang terjadi pada setiap neuron yaitu mencari selisih nilai jarak *euclidian* antara vektor masukan dan vektor bobot ($|X-W_1|$,$|X-W_2|$). Setelah nilai jarak *euclidian* diperoleh maka proses selanjutnya yaitu perhitungan epoch untuk mencari nilai bobot baru (Y_in_1,Y_in_2). Nilai yang diperoleh dari proses pencarian nilai bobot baru diinisialisasikan dengan F_1, F_2. Setelah proses tersebut selesai, maka diperoleh nilai vektor keluaran (Y_1,Y_2) sebagai nilai hasil keputusan.

2.4.2 Algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ)

Algoritma LVQ memiliki tujuan akhir yaitu mencari nilai bobot yang sesuai untuk mengelompokan vektor-vektor kedalam kelas tertentu yang telah diinisialisasi pada saat pembentukan jaringan LVQ. Berikut langkah-langkah algoritma pembelajaran LVQ (Jasril, Cahyana, Handayani, & Budianita, 2015):

1. Tentukan terlebih dahulu *Learning Rate*, Maksimal Epoch, pengurangan *Learning Rate* (0,1* *Learning Rate*), dan Minimal *Learning Rate*,
2. Cari jarak minimum dengan membandingkan nilai inputan dan nilai bobot,

   $$D = \sqrt{(x_1 - w_1)^2 + \ldots + (x_n - w_n)^2} \quad (2.9)$$

3. Perbaharui bobot wj sebagai berikut:

   Jika $T = C_j$, maka

   $$W_j \text{ (baru)} = W_j\text{(lama)} + \alpha[x - w_j\text{(lama)}] \quad (2.10)$$

   Jika $T \neq C_j$, maka

   $$W_j \text{ (baru)} = W_j\text{(lama)} - \alpha[x - w_j\text{(lama)}] \quad (2.11)$$

4. Lakukan pengurangan *learning rate*,
5. Cek kondisi berhenti:

   Epoch > Maksimal Epoch

   Learning Rate >1 dan *Learning Rate* <0 atau *Learning Rate* ≤ Minimal *Learning Rate*.

Keterangan:

X : vektor pelatihan (*input*) ($X_1,....,X_i,....,X_n$),

D : jarak antara bobot vector masukan dengan bobot vektor data latih,

T : kelas untuk vektor pelatihan,

W_j : bobot vektor untuk unit *output* ke-j ($W_{1j},....,W_{ij},....,W_{nj}$),

C_j : kelas yang ditampilkan oleh unit *output* ke-j,

$||X-W_j||$: jarak Euclidean antara vektor masukan dan vektor bobot data latih.

2.5 Normalisasi Data

Normalisasi data merupakan tahapan dimana suatu nilai akan dilakukan perubahan atau di transformasi pada suatu *range* atau skala tertentu antara 0 dan 1. Normalisasi data dibutuhkan karena pada perhitungan jarak *euclidean*, atribut yang berskala panjang dapat berpengaruh lebih besar dibandingkan atribut berskala pendek. Sehingga tujuan normalisasi data adalah untuk mencegah pengaruh lebih besar yang akan terjadi terhadap perhitungan jarak *euclidean* dan mendapatka data dengan ukuran yang lebih kecil yang mewakili data asli tanpa kehilangan karakteristiknya. Metode normalisasi data yang digunakan pada penelitian ini adalah *min-max normalization* (Budianita, 2013), dengan rumus:

$$X^* = \frac{X - min(X)}{max(X) - min(x)} \quad \text{.....(2.12)}$$

Keterangan :

X^* : nilai setelah di normalisasi

X : nilai sebelum di normalisasi

$min(X)$: nilai minimum dari fitur

$max(X)$: nilai maximum dari fitur

2.6 Pengujian

Pada sebuah program aplikasi atau sistem yang telah dibangun, terkadang terdapat beberapa masalah atau kendala yang mungkin dapat terjadi saat sebuah sistem dijalankan, oleh karena itu perlu adanya sebuah pengujian untuk memastikan fungsional maupun struktural dari sebuah sistem yang berjalan. Pengujian yang akan dilakukan yaitu pengujian *black box*, *white box* dan *confusion matrix*.

2.6.1 Pengujian *Black Box*

Pengujian *black box* atau *black box testing* merupakan metode pengujian yang dilakukan untuk mengetahui, menguji dan menilai fungsional sistem yang telah dibangun, apakah sudah berhasil atau tidak dalam menerapkan analisa dan perancangan yang telah dibuat tanpa memperhatikan proses penyajian keluarannya (Latif, 2015). Menurut (Wahyudi, Utami, & Arief, 2016), proses pengujian *black box* merupakan pengujian yang dilakukan dengan cara mencoba program aplikasi dengan memasukan data ke dalam form-form yang telah disediakan. Jadi dapat disimpulkan bahwasannya pengujian *black box* ini adalah pengujian yang dilakukan pada program aplikasi atau sistem yang telah dibangun untuk menguji dan menilai fungsional dari program tersebut tanpa melihat proses penyajian keluarannya atau pengcodingan program secara mendalam.

2.6.2 Pengujian *White Box*

Pengujian *white box* atau *white box testing* dikenal dengan pengujian yang terstruktur, pengujian yang transparan dan pengujian yang berdasarkan logika atau pengujian berdasarkan kode (Eriana & Saputri, 2020). Menurut (Pratala, Asyer, Prayudi, & Saifudin, 2020) pengujian *white box* atau *white box testing* adalah pengujian perangkat lunak pada tingkat alur kode program, apakah masukan dan keluarannya sesuai dengan spesifikasi yang dibutuhkan atau tidak. Jadi dapat disimpulkan bahwasannya pengujian *white box* atau *white box testing* merupakan metode pengujian secara struktural yang dilakukan untuk menguji atau menganalisa kode pada suatu program yang telah dibangun sehingga lebih transparan dan mendalam.

2.6.3 *Confusion Matrix*

Pengujian menggunakan *confusion matrix* menghasilkan nilai akurasi, *precison*, dan *recall*. Akurasi dalam klasifikasi adalah ketepatan hasil perhitungan data yang diklasifikasikan dengan data sesungguhnya. *Precison* adalah proporsi kasus yang diprediksi positif yang juga positif pada data sebenarnya. Dan *recall* adalah proporsi kasus positif yang sebenarnya yang diprediksi positif secara benar (Andriani, 2012).

Tabel 2.3 ***Confusion Matrix***

Correct Classification	***Classified as***	
	+	-
+	*TruePositives*	*FalseNegatives*
-	*FalsePositives*	*TrueNegatives*

TruePositive adalah jumlah *record* positif yang diklasifikasikan positif, *FalsePositive* adalah jumlah *record* negatif yang diklasifikasikan positif, *FalseNegative* adalah *record* positif yang diklasifikasikan negatif, dan *TrueNegative* adalah *record* negatif yang diklasifikasikan negatif. Selanjutnya masukkan data uji, hitung nilai-nilai yang dimasukkan untuk mendapatkan nilai *recall* (*sensitifity*), *specifity*, *precision*, dan akurasi. *Sensitifity* digunakan untuk membandingkan jumlah TP terhadap jumlah *record* yang positif, sedangkan *specifity*, *precision* adalah untuk membandingkan jumlah TN terhadap jumlah *record* yang negatif. Berikut rumus yang digunakan untuk menghitung akurasi:

$$Sensitifity = \frac{TP}{P} \quad (2.13)$$

$$Specifity = \frac{TN}{N} \quad (2.14)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP+FP} \quad (2.15)$$

$$Accuracy = Sensitifity\frac{P}{P+N} + Specifity\frac{N}{P+N} \quad (2.16)$$

Keterangan:

TP : Jumlah *true positives*

TN: Jumlah *true negatives*

P: Jumlah *record positives*

N: Jumlah *record negatives*

FP: Jumlah *false positives*

2.7 Studi Penelitian Terkait

Studi penelitian terkait ini menampilkan penelitian-penelitian sebelumnya yang berhubungan dengan kasus bahaya kebakaran hutan dan lahan serta penerapan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) pada beberapa kasus untuk menjadi referensi penulis dalam melakukan penelitian. Berikut penelitian terkait kasus kebakaran hutan dan lahan yang dapat dilihat pada tabel 2.4.

Tabel 2.4 Penelitian Terkait Kasus Bahaya Kebakaran

No	Judul	Nama Peneliti	Tahun	Metode	Variabel	Hasil
1	Sistem Penilaian Resiko Tingkat Bahaya Kebakaran Hutan Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan	Addy Suyatno	2011	*Backpropagation*	Temperatur maksimum, kelembaban relatif, curah hujan, indeks kemarau kemarin, rata-rata curah hujan tahunan, hasil pengurangan indeks kemarau kemarin, indeks kekeringan hari ini	Pada data yang sudah dilatihkan dikenali 100% dan yang belum dilatihkan dikenali 97%
2	Prediksi Wilayah Rawan Kebakaran Hutan Dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik	Ayu Kartika, Beni Irawan, Dedi Triyanto	2016	*Backpropagation*	Luas lagan gambut, radiasi matahari, kelembaban nisbi, suhu, curah hujan, kecepatan angin	Prediksi titik api terendah dengan jumlah titik api 0 dan tertinggi 2. Hasil akurasi 71,50%
3	Prediksi Tingkat Kerawanan Kebakaran di Daerah Kudus Menggunakan Fuzzy Tsukamoto	Christian Ardianto, Hanny Haryanto, Edy Mulyanto	2017	*Fuzzy Tsukamoto*	Jumlah penduduk, luas wilayah, curah hujan,	Tingkat kerawanan mencapai 10% pada kecamatan Kota dan 99% pada kecamatan Jekulo
4	Pemetaan Bahaya dan Kerentanan Bencana Kebakaran Hutan dan Lahan di Provinsi Riau	Sumardani Kusmajaya, Supriyati, Agung Adiputra, M. Galih Permadi	2019	Skoring berdasarkan Perka BNPB No. 2 Tahun 2012	Jenis lahan, iklim/curah hujan, jenis tanah	Tingkat bahaya tertinggi di Inhil dan Rohil. Kerentanan tertinggi di Kampar dan Inhil

5	*Efficient Forest Fire Occurrence Prediction For Developing Countries Using Two Weather Parameters*	George E Sakr, Imad H Elhajj, George Mitri,	2011	*Artificial Neural Network* (ANN) & *Support Vector Machines* (SVM)	Kelembaban rata-rata, curah hujan tahunan	ANN unggul dalam rata-rata *error* setiap bulannya, SVM unggul dalam akurasi skenario kemungkinan kebakaran atau tidak
6	*A Bayesian Network Model For Prediction And Analysis Of Possible Forest Fire Causes*	Volkan Sevinc, Omer Kucuk, Merih Goltas	2019	*Bayesian Network*	Kelembaban relatif, suhu, jarak dari pemukiman, bulan, luas area yang terbakar, jarak dari lahan pertanian, kecepatan angin, jarak dari jalan raya, jenis pohon	Bulan merupakan faktor utama dan suhu merupakan faktor kedua yang paling efektif pada penyalaan kebakaran hutan

Pada penelitian ini, peneliti akan menerapkan metode *learning vector quantization* (LVQ) dalam mendeteksi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan ini, karena metode *learning vector quantization* (LVQ) memiliki akurasi yang baik dalam beberapa kasus. Hal itu dapat dibuktikan berdasarkan beberapa penelitian terkait yang dapat dilihat pada tabel 2.5.

Tabel 2.5 Penelitian Terkait Metode LVQ

No	Judul	Nama Peneliti	Tahun	Metode	Variabel	Hasil
1	Sistem Diagnosa Penyakit Dalam Dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan	Zeth Arthur Leleury, Yopi Andry Lesnussa, Julianty Madiuw	2016	BPNN LVQ	Batuk, sesak nafas, nyeri dada, nyeri perut, nyeri kepala, nyeri ulu hati, nyeri sendi dan tulang, nyeri selangkangan, nyeri otot,	Diperoleh akurasi 61,84% pada metode BPNN, dan 93,42% pada metode

	Metode Backpropagation dan Learning Vector Quantization				malaise, anoreksia, berat badan menurun, perut kembung, perut tak enak, perut penuh, mual dan muntah, demam, dada terasa panas, menggigil, berkeringat dingin, susah tidur, nyeri perut bagian bawah, pusing, lemas, keram, BAB, ukus DM, gatal, pandangan kabur, tachypnoea, tachydarcia, penurunan kesadaran, bicara tak beraturan, tampak kuning, BAK, urine, BAK nyeri, limfadenopati, bengkak, edema tungkai	LVQ
2	Penerapan Metode Learning Vector Quantization (LVQ) Pada Prediksi Jurusan Di SMA PGRI 1 Banjarbaru	Risky Meliawati, Oni Soesanto, Dwi Kartini	2016	LVQ	Nilai matematika., nilai fisika, nilai kimia, nilai biologi, nilai sejarah, nilai geografi, nilai ekonomi, nilai sosiologi	Diperoleh akurasi 79,31%
3	Perbandingan Metode	Safriyani Tomia, Z.A. Leleury,	2017	BPNN LVQ	Curah hujan, suhu udara, kelembaban	Diperoleh a akurasi 69,44%

	Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Dan Learning Vector Quanzation Dalam Deteksi Hama Pengerek Batang	S. N. Aulele			udara, kecepatan angin, intensitas cahaya	pada metode BPNN, dan 80,56% pada metode LVQ
4	Deteksi Dan Identifikasi Plat Nomor Kendaraan Mobil Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Learning Vector Quantization (Lvq) Berbasis Video	Muhammad Ridho Putra, Inung Wijayanto, S.T., M.T., I Nyoman Apraz Ramatryana, S.T., M.T	2016	LVQ	File video dengan ekstensi *.*mov*, resolusi 1080i (1920 x 1080)/*full HD* dan 30 fps (*frame per-second*)	Diperoleh akurasi dari deteksi plat 97,50% atau 39 data berhasil dideteksi dari 40 data uji
5	Deteksi Kanker Serviks Otomatis Berbasis Jaringan Saraf Tiruan LVQ dan DCT	Dhimas Arief Dharmawan	2014	LVQ	Citra kanker serviks berukuran 150x150 pixel	Diperoleh akurasi 95,83%
6	Sistem Pendukung Keputusan Untuk Mendeteksi Penyakit Diabetes Melitus Tipe 2	Nur Aliyanti, Ratianingsih, Juni W.Puspita	2020	LVQ	Kadar gula darah, genetik, usia, aktifitas fisik, pola makan, kebiasaan merokok, indeks masa tubuh, jenis	Hasil akurasi deteksi terbaik pada tahap 1 untuk menentukan diabetes melitus

	Menggunakan Metode *Learning Vector Quantization* (LVQ)				kelamin dan lingkar perut	tipe 2 atau non diabetes melitus yaitu 96,67% dan hasil rata-rata akurasi pada tahap 2 untuk memprediksi prognosis diabetes melitus tipe 2 menjadi sindrom metabolik atau non sindrom metabolik yaitu 92,5%

Berdasarkan penelitian terkait kasus kebakaran hutan dan lahan pada 10 tahun terakhir, membuktikan bahwa kasus tersebut sering terjadi dan pantas untuk diteliti. Kemudian untuk mendeteksi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan, peneliti menggunakan metode *learning vector quantization* (LVQ) yang memiliki tingkat akurasi yang baik dan lebih tinggi jika dibandingkan dengan metode lainnya dalam beberapa kasus. Oleh karena itu, penulis akan mendeteksi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan berdasarkan indeks kekeringan Keetch-Byram dengan menerapkan metode *learning vector quantization* (LVQ).

BAB III
METODOLOGI PENELITIAN

Metodologi Penelitian adalah bagian tahapan-tahapan atau prosedur yang disusun secara sistematis untuk melakukan suatu penelitian agar dapat berjalan sesuai tahapan-tahapan yang telah disusun sehingga penelitian selesai dengan baik. Metodologi penelitian menjadi pedoman dalam melaksanakan penelitian agar hasil penelitian sesuai dengan tujuan yang direncanakan. Tahapan-tahapan penelitian yang telah disusun dapat dilihat pada gambar berikut:

Gambar 3.1 *Flowchart* Metodologi Penelitian

3.1 Perumusan Masalah

Perumusan masalah adalah tahapan awal dalam proses penelitian. Sebelum merumuskan masalah, yang dilakukan terlebih dahulu adalah identifikasi masalahnya. Pada identifikasi masalah, penulis harus memahami permasalahan yang akan dibahas dalam penelitian sehingga memberikan solusi dari permasalahan tersebut. Mulai dari mencari tujuan masalah, batasan masalah sampai membangun sistem dengan menggunakan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) untuk mendeteksi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan ditinjau dari aspek kondisi cuaca harian, sehingga penelitian dapat berjalan sesuai yang diinginkan.

3.2 Studi Pustaka

Studi pustaka adalah tahapan untuk mencari pengetahuan dan informasi yang berhubungan dengan penelitian, baik berupa metode yang digunakan serta penelitian-penelitian terkait, sehingga membantu dan memudahkan penulis dalam menyelesaikan penelitian. Mencari dan mengumpulkan pengetahuan dan informasi melalui buku, *e-book*, dan jurnal yang berkaitan dengan penelitian.

3.3 Pengumpulan Data

Pengumpulan data adalah tahapan untuk mengumpulkan suatu data dan informasi yang dibutuhkan. Pengumpulan data pada penelitian ini menggunakan cara penelusuran data online (*internet searching*) dan observasi. *Internet searching* merupakan teknik pengumpulan data menggunakan bantuan teknologi mesin pencarian di internet yang menyediakan banyak data-data serta informasi. Sedangkan observasi merupakan teknik pengumpulan data dengan cara mengadakan tinjauan secara langsung pada lokasi atau tempat yang memiliki data sesuai kebutuhan penelitian. Pada tahap pengumpulan data, penulis melakukan observasi ke Stasiun Meteorologi Sultan Syarif Kasim II dan juga penelusuran data online pada website resmi Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) untuk mendapatkan data curah hujan tahunan dan data cuaca harian. Data tersebut akan digunakan dan dijadikan sebagai parameter untuk membangun sebuah sistem yang dapat mendeteksi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan.

3.4 Analisa dan Perancangan

Analisa dan perancangan adalah tahap dimana peneliti melakukan analisa terhadap proses dan alur untuk membangun sebuat sistem, mulai dari pengolahan data yang akan digunakan didalam sistem hingga bagaimana sistem tersebut dapat difungsikan dengan baik. Pada tahap ini terdiri dari beberapa bagian tahapan, yaitu analisa kebutuhan data, analisa metode *learning vector quantization* (LVQ), analisa fungsional sistem dan perancangan. Proses analisa dan perancangan pada penelitian ini sebagai berikut:

3.4.1 Analisa Kebutuhan Data

Analisa kebutuhan data merupakan tahapan yang berisikan analisa terhadap data-data yang akan dibutuhkan dan digunakan dalam penelitian. Terdapat tahapan-tahapan dalam menganalisa kebutuhan data tersebut, berikut beberapa tahapan yang dilakukan:

1. *Selection* Data

   Pada tahapan ini dilakukan pemilihan variabel yang akan digunakan dalam proses klasifikasi. Terdapat 11 variabel dari hasil pengumpulan data, kemudian dilakukan proses *selection* untuk menentukan variabel-variabel apa saja yang akan digunakan. Dari hasil *selection*, terdapat 5 varibel saja yang akan digunakan dalam penelitian. Variabel-variabel tersebut merupakan entitas waktu dan unsur cuaca yang sangat berpengaruh terhadap kejadian kebakaran hutan dan lahan. Variabel tersebut yaitu tanggal, temperatur, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin. Sehingga 4 variabel unsur cuaca ini digunakan untuk menentukan tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan.

2. *Pre-Processing/Cleaning* Data

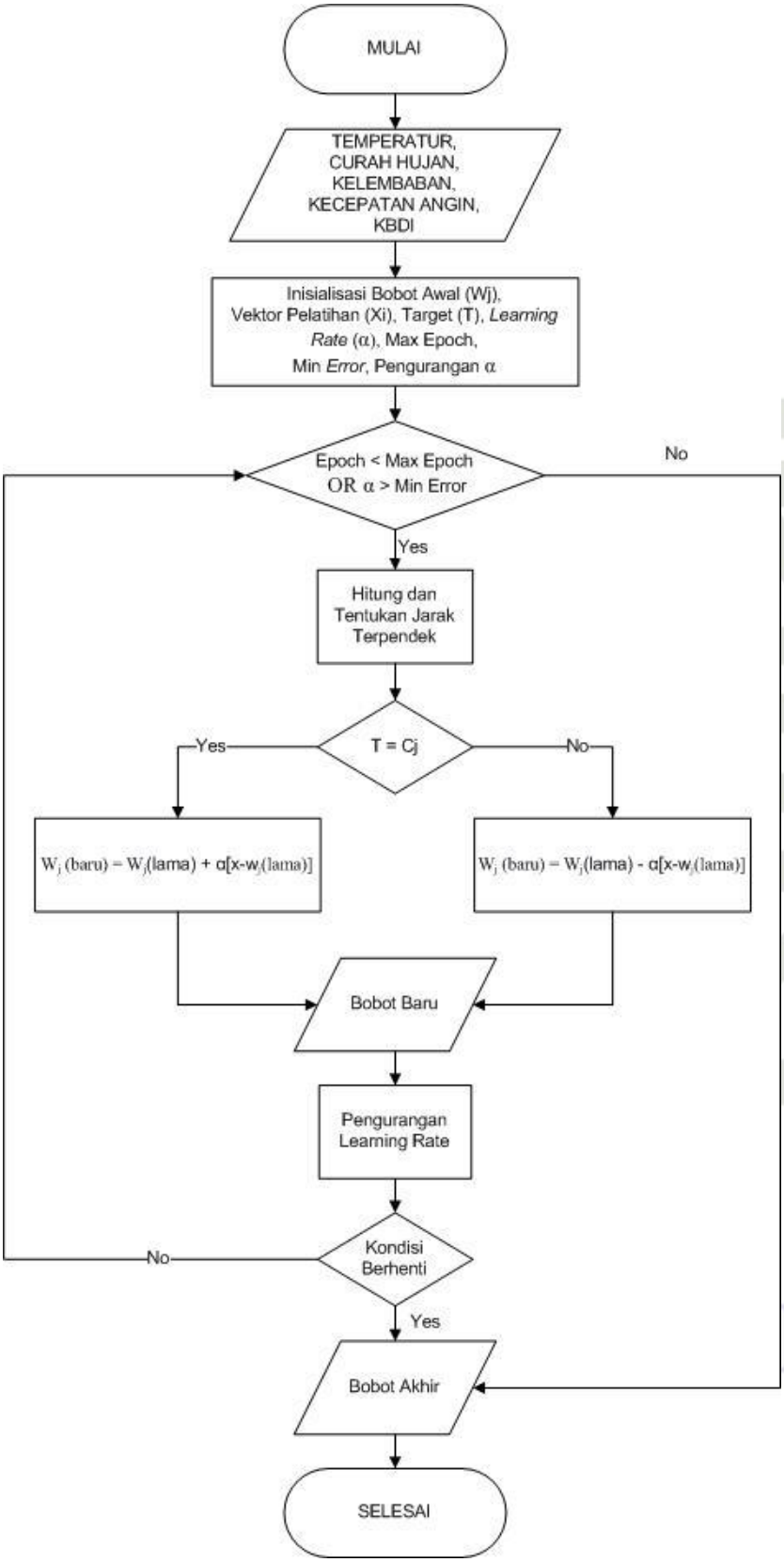
   Pada tahapan ini dilakukan pengisian data terhadap data yang kosong dan memvalidasi data yang tidak sesuai. Untuk mengatasi kekosongan data, maka diisi dengan nilai rata-rata dari masing-masing atribut. Untuk mengatasi data yang tidak sesuai, maka dilakukan validasi data yaitu perubahan data target untuk menyesuaikan apakah data tersebut sesuai dengan kebutuhan pada masing-masing kelas.

3. Normalisasi Data

Pada tahapan normalisasi data, dilakukan transformasi atau perubahan nilai sehingga diperoleh suatu range atau skala tertentu antara 0-1. Metode normalisasi data yang digunakan adalah *min-max normalization*. Karena nilai dari 4 variabel yaitu temperatur, kelembapan, curah hujan, dan kecepatan angin yang terlalu besar, kemungkinan akan memberikan pengaruh yang besar juga terhadap perhitungan *euclidean* nantinya. Oleh karena itu nilai-nilai dari 4 variabel tersebut di normalisasikan sehingga termasuk ke dalam range atau skala 0-1.

3.4.2 Analisa Metode *Learning Vector Quantization* (LVQ)

Pada tahap ini dilakukan analisa terhadap metode yang digunakan. Dalam penelitian ini dilakukan tahap pelatihan terlebih dahulu untuk mengklasifikasikan indeks tingkat bahaya kebakaran hutan menggunakan metode LVQ. Berikut *flowchart* LVQ pada tahap proses pelatihan yang dapat dilihat pada gambar 3.2.



Gambar 3.2 ***Flowchart Learning Vector Quantization***

Pada gambar 3.2, proses pelatihan terdiri dari beberapa tahapan atau langkah-langkah hingga proses pelatihan tersebut selesai. Mulai dari persiapan data yang akan di klasifikasikan hingga penentuan bobot akhirnya. Langkah-langkah tersebut dapat dijabarkan sebagai berikut :

1. Inisialisasi bobot awal (Wj), vektor pelatihan (Xi), dan target (T),
2. Menentukan *learning rate* (α), maksimal iterasi/epoch (max epoch), minimal *learning rate*/*error* (min α), dan pengurangan α,
3. Lakukan perhitungan jika Epoch < max Epoch atau α > min α,
4. Hitung jarak euclideannya, dengan persamaan (2.9),
5. Pembaharuan bobot, dengan persamaan (2.10) dan (2.11),
6. Penyimpanan bobot akhir,
7. Proses pelatihan akan berhenti jika Epoch > Maksimal Epoch, *Learning Rate* >1 dan *Learning Rate* <0 atau *Learning Rate* ≤ Minimal *Learning Rate*.

Langkah-langkah menyelesaikan proses pengujian:

1. Masukan data uji,
2. Load bobot akhir dari proses pembelajaran,
3. Mencari jarak terdekat Xi dan Wj dengan indeks vektor bobot.

3.4.3 Analisa Fungsional Sistem

Tahapan analisa fungsional sistem merupakan tahapan menganalisa bagaimana proses-proses atau langkah-langkah yang akan dibangun pada sistem untuk mendeteksi tingkat bahaya kebakaran hutan berdasarkan indeks kekeringan keetch-byram dengan penerapan metode *learning vector quantization* (LVQ). Agar memudahkan dalam menganalisa fungsional sistem, penulis menggunakan *United Modeling Language* (UML). UML terdiri dari beberapa diagram, dan penulis menggunakan *Usecase Diagram*, *Sequence Diagram*, *Class Diagram*, dan *Activity Diagram* dalam menganalisa dan menggambarkan fungsional sistem.

1. *Usecase Diagram*

   Usecase diagram adalah permodelan yang menggambar interaksi antara sistem dan aktor (pengguna sistem).

2. *Sequence Diagram*

   Sequenece diagram adalah permodelan yang menggambarkan interaksi antara objek yang ada di dalam sistem.

3. *Class Diagram*

   Class diagram adalah permodelan yang menggambarkan kelas-kelas yang ada pada sistem.

4. *Activity Diagram*

   Activity diagram adalah permodelan yang menggambarkan berbagai alur aktifitas yang ada pada sistem

3.4.4 Perancangan

Tahapan selanjutnya adalah melakukan perancangan untuk memberikan sebuah gambaran dari sistem yang akan dibangun. Terdapat 2 tahapan dalam perancangan yaitu :

1. Perancangan Basis Data

   Perancangan basis data memberikan gambaran terhadap tempat pengolahan penyimpanan data, menentukan tabel, atribut serta tipe data yang akan disimpan.

2. Perancangan Antarmuka

   Rancangan antarmuka memberikan gambaran bagaimana menu dan tampilan dari sistem yang akan dibangun.

3.5 Implementasi dan Pengujian

Tahapan implementasi dan pengujian merupakan tahapan yang dilakukan untuk menyelesaikan rancangan yang telah dibuat sebelumnya serta melakukan pengujian pada sistem dan algoritma yang telah dibangun.

3.5.1 Implementasi

Pada tahap implementasi, terdapat komponen atau perangkat untuk mendukung proses penelitian. Perangkat tersebut terdiri dari perangkat keras dan perangkat lunak, berikut perangkat-perangkatnya :

1. Perangkat keras

   Penelitian ini menggunakan laptop dengan spesifikasi:

   a. *Processor* : Intel(R) Celeron(R) CPU 1007U @ 1.50GHz

b. *RAM*: 2,048 GB

c. *Hardisk*: 500 GB

2. Perangkat lunak

Penelitian ini menggunakan beberapa perangkat utama dan pendukung, yaitu sebagai berikut:

a. *Operating System*: *Microsoft Windows* 8 64-bit

b. Bahasa Pemograman: PHP

c. Perangkat Pendukung:

i. Mendeley

ii. XAMPP

iii. *Sublime Text*

iv. PlantUML

v. Whimsical

3.5.2 Pengujian

Pengujian merupakan proses pemastian fungsional sistem yang berjalan serta hasil *output* dari sistem tersebut. Untuk mengetahui hal tersebut, dilakukan sebuah pengujian *black box*, *white box* dan *confusion matrix*.

1. Pengujian *Black Box*

Pengujian *black box* merupakan metode pengujian yang dilakukan untuk mengetahui dan menilai apakah fungsional sistem yang telah dibangun sudah berhasil atau tidak dalam menerapkan analisa dan perancangan yang telah dibuat,

2. Pengujian *White Box*

Pengujian *white box* merupakan metode pengujian yang dilakukan untuk menguji atau menganalisa kode pada suatu program yang telah dibangun sehingga lebih transparan dan mendalam,

3. Pengujian *Confusion Matrix*

Confusion matrix merupakan salah satu metode yang bertujuan untuk mengetahui tingkat akurasi. Didalam penelitian ini metode tersebut digunakan pada klasifikasi *learning vector quantization* untuk tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan berdasarkan indeks kekeringan Keetch-

Byram, sehingga nantinya akan diperoleh nilai akurasi yang dapat dijadikan tolak ukur keberhasilan dari sistem yang telah dibuat. Pengujian tersebut dilakukan dengan beberapa variasi pengujian, yaitu dengan mengubah parameter *learning rate* (α), skema perbandingan data latih dan data uji, serta melakukan pengujian pada data random dan data seimbang.

a. Pengujian Dengan Parameter *Learning Rate* (α)

Pengujian menggunakan parameter *learning rate* bertujuan untuk mengetahui nilai *learning rate* yang sesuai untuk mengoptimalkan hasil perhitungan algoritma. Dalam mencari nilai *learning rate* yang sesuai, pada proses pelatihan menggunakan nilai *learning rate* mulai dari 0,025;0,05;0,075 dan 0,1.

b. Pengujian Dengan Perbandingan Data Latih dan Data Uji

Pengujian dengan perbandingan data latih dan data uji menggunakan beberapa skema, yaitu sebagai berikut:

i. Pengujian dengan perbandingan data latih 70% dan data uji 30%,
ii. Pengujian dengan perbandingan data latih 80% dan data uji 20%,
iii. Pengujian dengan perbandingan data latih 90% dan data uji 10%.

3.6 Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan dan saran merupakan tahapan akhir dari sebuah penelitian. Penarikan kesimpulan bertujuan untuk memberikan jawaban terhadap hipotesa atau rumusan masalah yang telah dibuat berdasarkan hasil dari penelitian dan untuk mengetahui tingkat keberhasilan dari algoritma yang digunakan. Saran merupakan masukan dari penulis untuk pembaca agar dapat mengembangkan penelitian ini lebih baik lagi berdasarkan kekurangan yang dimiliki dalam penelitian ini.

BAB VI
PENUTUP

6.1 Kesimpulan

Berdasarkan hasil penelitian yang telah dilakukan, maka peneliti dapat menarik kesimpulan diantaranya sebagai berikut :

1. Sistem deteksi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan berdasarkan indeks kekeringan Keetch-Byram dengan menerapkan metode *Learning Vector Quantization* (LVQ) berhasil dibangun dan dapat melakukan deteksi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan dengan dengan inputan cuaca harian,
2. Akurasi dari klasifikasi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan menggunakan *Learning Vector Quantization* (LVQ) diperoleh hasil tertinggi sebesar 61% untuk Kota Pekanbaru pada *learning rate* 0,025 dan 62% untuk kabupaten Indragiri Hulu pada *learning rate* 0,05. Perbandingan data latih dan data uji sangat berpengaruh terhadap hasil akurasi, dimana akurasi tertinggi dari Kota Pekanbaru dan Indragiri Hulu terdapat pada perbandingan 90% data latih dan 10% data uji.

6.2 Saran

Terdapat beberapa saran atau masukan dari penulis untuk pengembangan sistem dan penelitian lebih lanjut, diantaranya sebagai berikut :

1. Selain mendeteksi tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan berdasarkan indeks kekeringan Keetch-Byram, penelitian selanjutnya dapat menggunakan metode lain sebagai dasar atau acuan dalam menentukan tingkat bahaya kebakaran hutan dan lahan agar memperoleh variasi hasil yang berbeda,
2. Menambahkan variabel-variabel lainnya baik dari dalam perhitungan indeks kekeringan Keetch-Byram atau dari luar perhitungan indeks kekeringan Keetch-Byram yang dapat mendukung pendeteksian tingkat bahaya

kebakaran hutan dan lahan, contohnya curah hujan bersih, faktor kekeringan, indeks kekeringan kemarin, nilai indeks kekeringan Keetch-Byram, dll. Karena berdasarkan hasil akurasi yang diperoleh, variabel yang digunakan pada penelitian saat ini belum memberikan hasil akurasi yang tinggi,

3. Dapat menggunakan lebih banyak data dalam menghitung indeks kekeringan Keetch-Byram sehingga lebih banyak data pembelajaran yang digunakan di dalam metode *Learning Vector Quantization* (LVQ),
4. Penelitian ini dapat dikembangkan dengan penerapan metode jaringan syaraf tiruan lainnya atau meningkatkan algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ) ke seri algoritma *Learning Vector Quantization* (LVQ) diatasnya seperti LVQ2, LVQ2.1 atau LVQ3.

DAFTAR PUSTAKA

Agus, S., Ernawati, E., & Uspitaningrum, D. (2015). Implementasi Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation Untuk Memprediksi Cuaca (Studi Kasus : Kota Bengkulu), *3*(2), 82–94.

Andriani, A. (2012). Penerapan Algoritma C4.5 Pada Program Klasifikasi Mahasiswa Dropout. *Seminar Nasional Matematika*, 139–147.

Baskoro, A. P., Purna, I., & Fauzi, M. A. (2007). *Panduan Penggunaan Alat-Alat Meteorologi dan Perhitungan Indeks Kekeringan Keetch-Byram (KBDI) Serta Sistem Peringkat Bahaya Kebakaran (SPBK)*.

Budianita, E. (2013). Penerapan Learning Vector Quantization (LVQ) Untuk Klasifikasi Status Gizi Anak, *7*(2), 155–166.

Budianita, E., & Arni, U. D. (2015). Penerapan Learning Vector Quantization Penentuan Bidang Konsentrasi Tugas Akhir (Studi Kasus : Mahasiswa Teknik Informatika UIN Suska Riau), *1*(2), 85–89.

Darfia, N. E., Kusuma, M. S. B., & Kuntoro, A. A. (2016). Analisis Indeks Kekeringan di DAS Rokan Provinsi Riau Menggunakan Data CFSR, *1*(2).

Eriana, E. S., & Saputri, G. (2020). Analisis White Box Testing Pada Aplikasi Koperasi Simpan Pinjam Berbasis Web, *III*(03), 2–7.

Hafizah, H., Sulindawaty, S., & Tugiono, T. (2015). Penerapan Jaringan Syaraf Tiruan Dengan Algoritma Perceptron Untuk Mendeteksi Karakteristik Sidik Jari, *14*(2), 83–92.

Haris, M., Kumalawati, R., & Arisanty, D. (2017). Identifikasi Faktor-Faktor Kerentanan Terhadap Kebakaran Hutan Dan Lahan Di Kecamatan Cintapuri Darussalam Kabupaten Banjar, *4*(4), 23–31.

Hunawan, D. (2016). Menyelesaikan Kebakaran Hutan dan Lahan (KARHUTLA) di Indonesia melalui “Jalan Pantas” atau “Jalan Pintas”?, *2*, 277–292.

Jasril, Cahyana, M. S., Handayani, L., & Budianita, E. (2015). Implementasi Learning Vektor Quantization (LVQ) dalam Mengidentifikasi Citra Daging

Babi dan Daging Sapi, (November), 176–184.

Kartika, A., Irawan, B., & Triyanto, D. (2016). Prediksi Wilayah Kebakaran Hutan Dengan Metode Jaringan Syaraf Tiruan Propagasi Balik (Study Kasus : Daerah Kabupaten Kuburaya), *4*(2), 66–75.

Latif, A. (2015). Implementasi Kriptografi Menggunakan Metode Advanced Encryption Standar (AES) Untuk Pengamanan Data Teks, *4*(2).

Leleury, Z. A., Lesnussa, Y. A., & Madiuw, J. (2016). Sistem Diagnosa Penyakit Dalam Dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Metode Backpropagation dan Learning Vector Quantization, *12*(2), 89–98. https://doi.org/10.24198/jmi.v12.n2.11925.89-98

Lobo, D., & Santosa, S. (2014). Prediksi Penjualan Air Minum Dalam Kemasan Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Resilient Propagation, *10*, 186–210.

Meliawati, R., Soesanto, O., & Kartini, D. (2016). Penerapan Metode Learning Vector Quantization (LVQ) Pada Prediksi Jurusan Di SMA PGRI 1 Banjarbaru, *04*(01), 11–20.

Nurbaya, S., Afri, S., & Efransjah, E. (2018). *STATUS HUTAN & KEHUTANAN INDONESIA 2018*.

Pratala, C. T., Asyer, E. M., Prayudi, I., & Saifudin, A. (2020). Pengujian White Box Pada Aplikasi Cash Flow Berbasis Android Menggunakan Teknik Basis Path, *5*(2), 111–119.

Rasyid, F. (2014). Permasalahan dan Dampak Kebakaran Hutan. *Lingkar Widyaiswara*, (4), 47–59.

Saharjo, B. H., Syaufna, L., Nurhayati, A. D., Putra, A. I., Waldi, R. D., & Wardana, W. (2018). *Pengendalian Kebakaran Hutan dan Lahan di Wilayah Komunitas Terdampak Asap*.

Suyatno, A. (2011). Sistem Penilaian Resiko Tingkat Bahaya Kebakaran Hutan Berbasis Jaringan Syaraf Tiruan, *2011*(semnasIF), 1–7.

Tomia, S., Leleury, Z. A., & Aulele, S. N. (2017). Perbandingan Metode Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation Dan Learning Vector Quanzation Dalam Deteksi Hama Pengerek Batang (Studi Kasus : Kabupaten Seram Bagian Barat Provinsi Maluku), *11*, 13–26.

Wahyudi, R., Utami, E., & Arief, M. R. (2016). Sistem Pakar E-Tourism Pada Dinas Pariwisata D.I.Y Menggunakan Metode Forward Chaining, *17*(2).

LAMPIRAN A

DATA CURAH HUJAN TAHUNAN

BADAN METEOROLOGI, KLIMATOLOGI, DAN GEOFISIKA
STASIUN KLIMATOLOGI KAMPAR
BMKG
Desa Kuapan, Kecamatan Tambang, Kabupaten Kampar, Provinsi Riau (28462)
Telp. 0819 4808 690, 0821 7631 5678 email : staklim.tambang@bmkg.go.id, staklimtambangriau@gmail.com

Data Curah Hujan Tahun 2008 – 2018

Tahun	Pekanbaru	Indragiri Hulu
2008	3085.1	2544.2
2009	3214.9	2664.2
2010	3538.6	2588.0
2011	2404.6	2500.2
2012	2628.7	2255.3
2013	3003.7	2883.8
2014	2330.1	2211.9
2015	2048.8	1927.2
2016	2717.6	2202.9
2017	3800.3	2908.7
2018	2561.7	1921.7

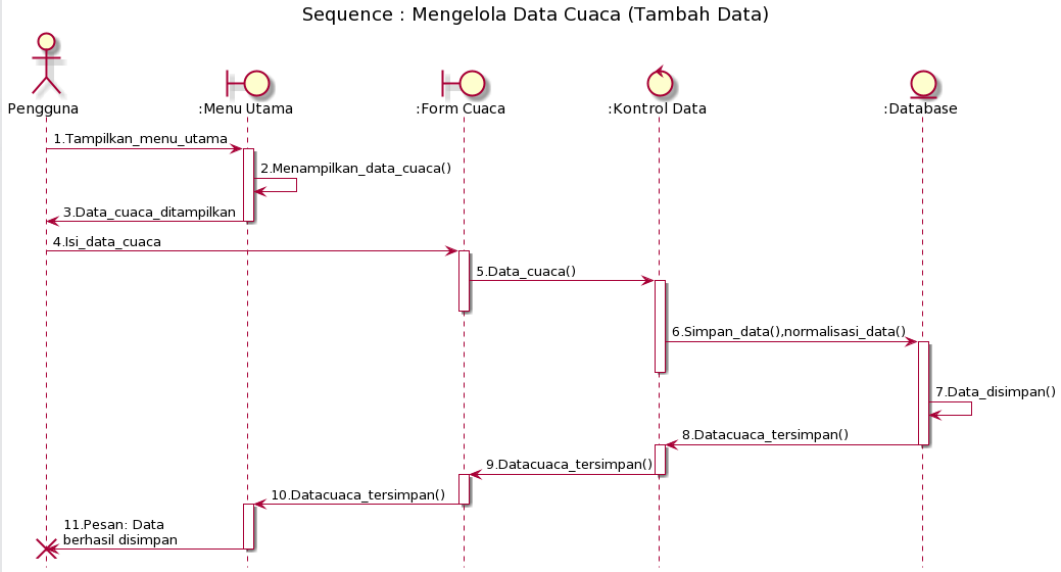
Forecaster on Duty,

Shufi Hawina

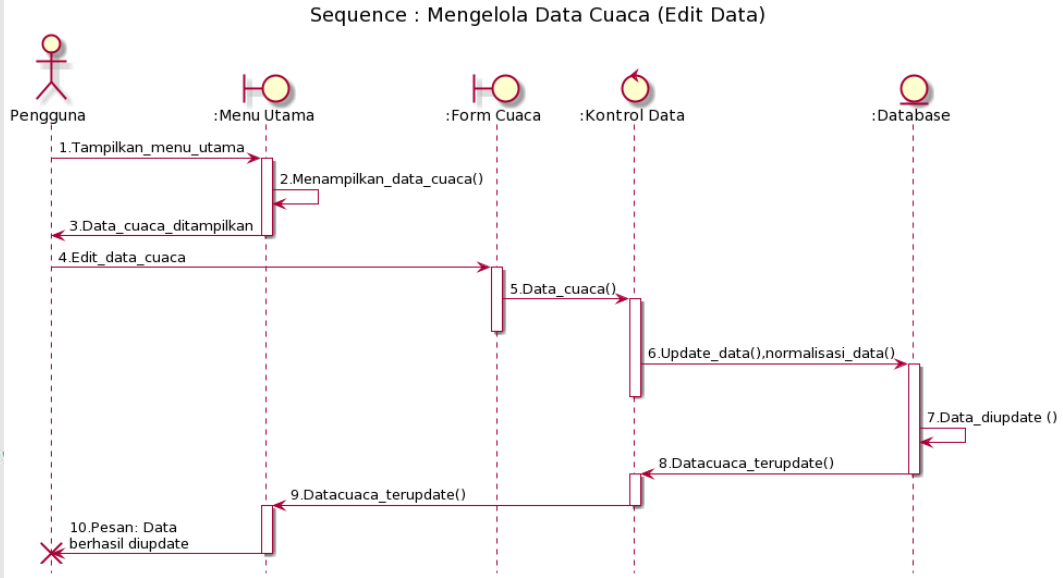
LAMPIRAN B

SEQUENCE DIAGRAM

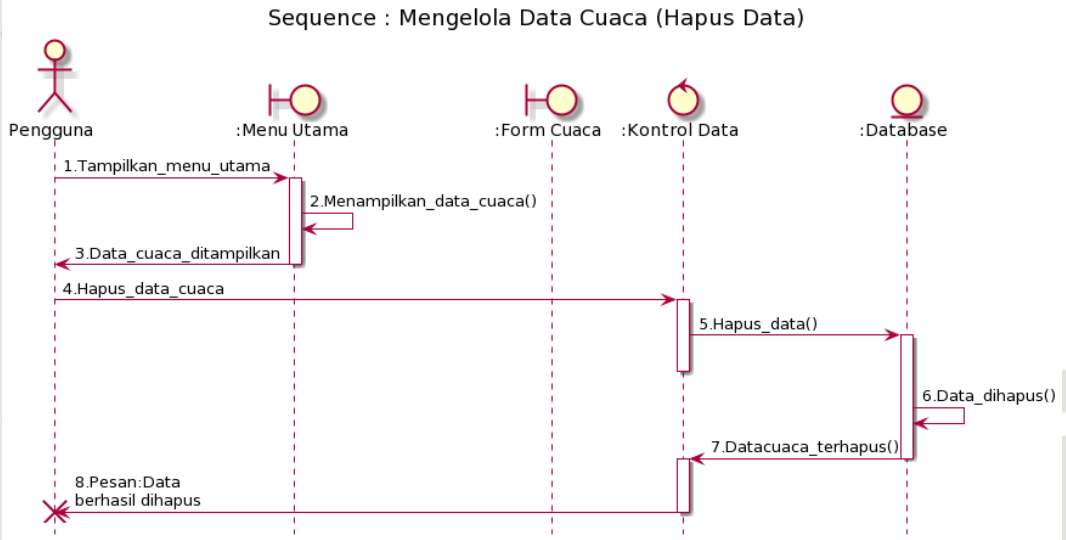
B.1 *Sequence Diagram* Mengelola Data Cuaca (Tambah Data)



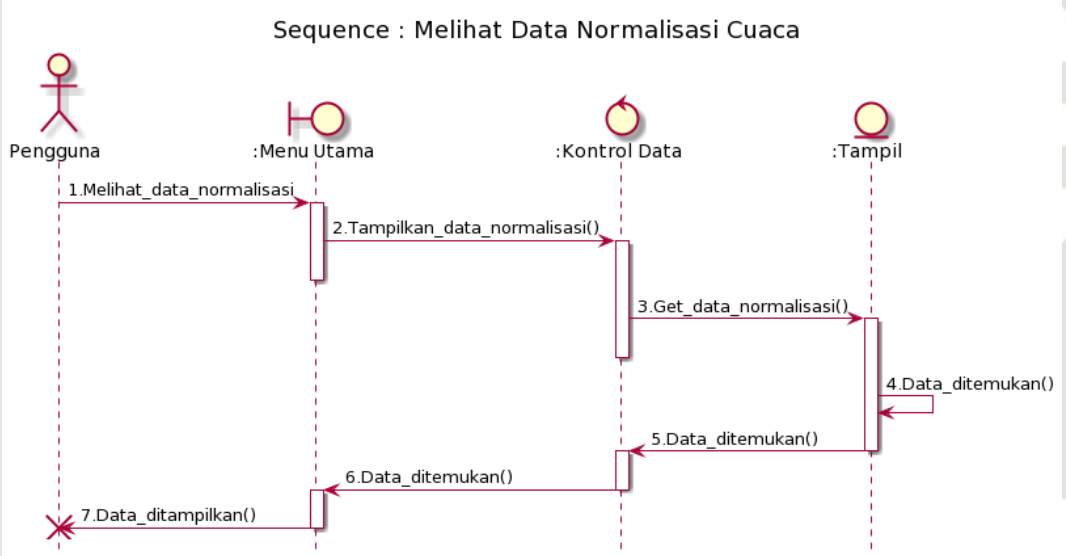
B.2 *Sequence Diagram* Mengelola Data Cuaca (Edit Data)



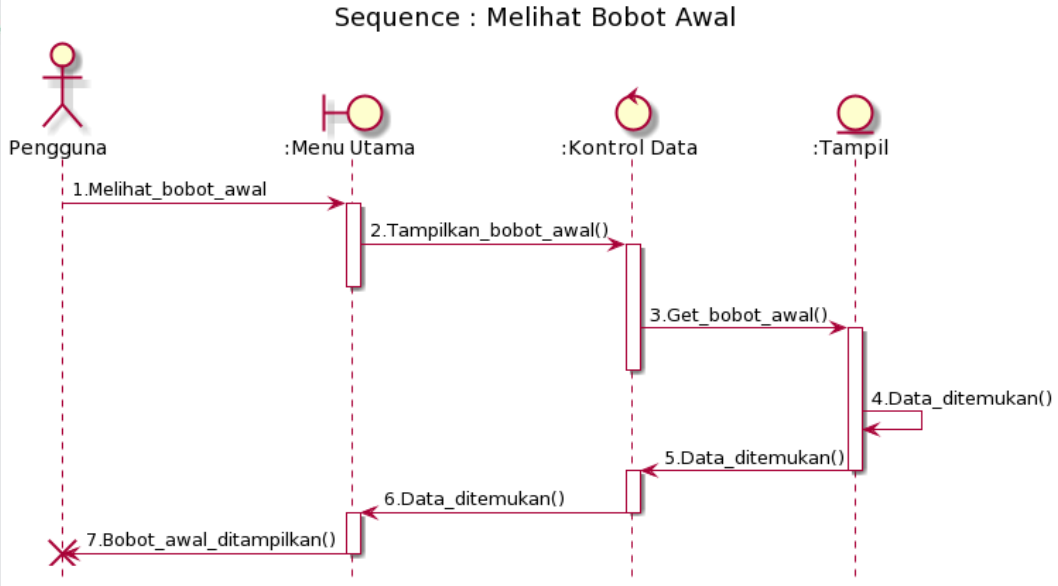
B.3 *Sequence Diagram* Mengelola Data Cuaca (Hapus Data)



B.4 *Sequence Diagram* Melihat Data Normalisasi Cuaca



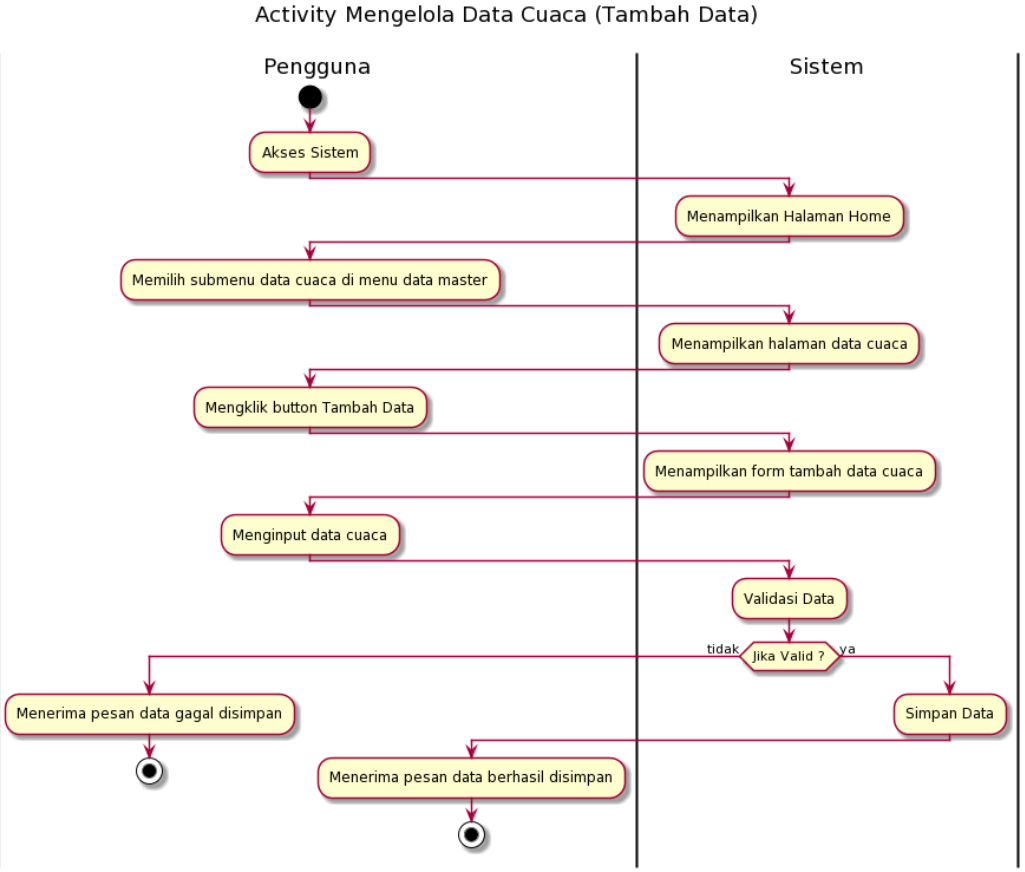
B.5 *Sequence Diagram* Melihat Bobot Awal



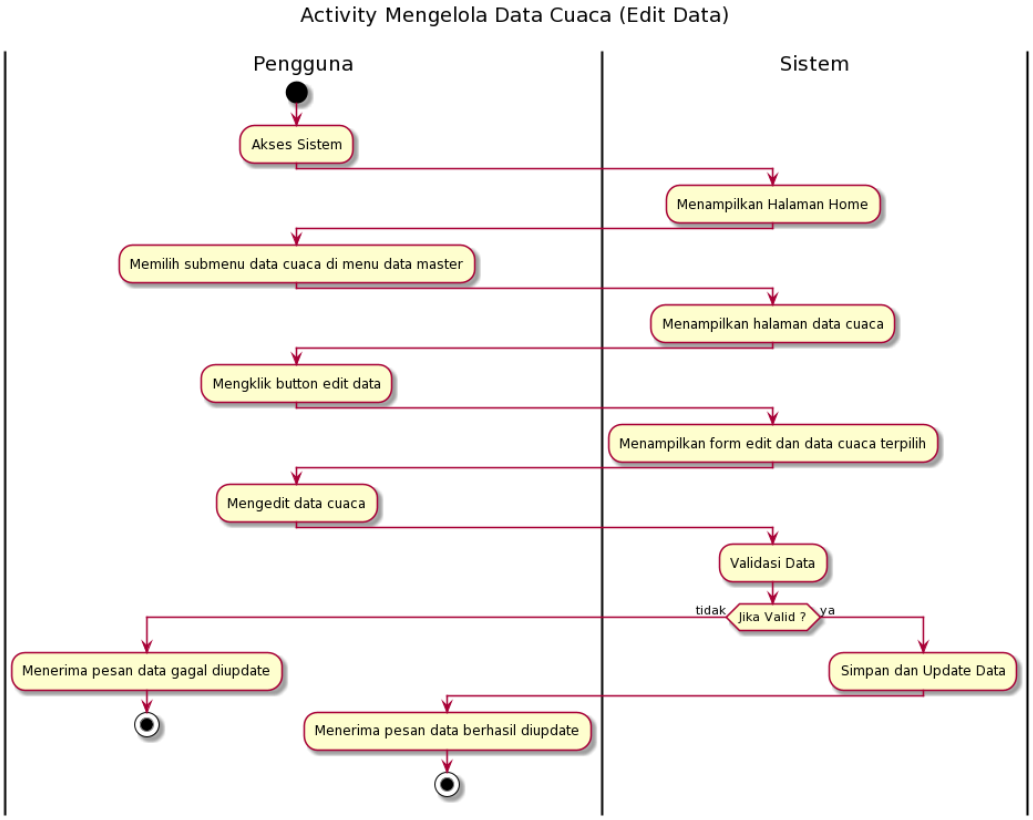
LAMPIRAN C

ACTIVITY DIAGRAM

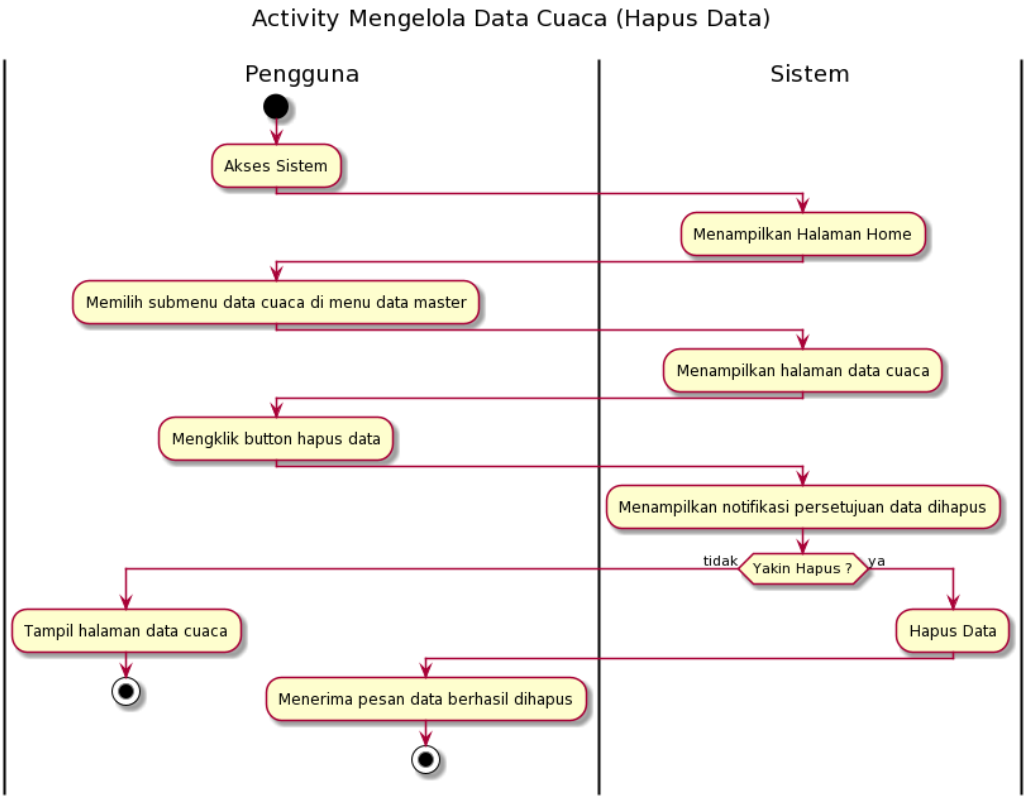
C.1 *Activity Diagram* Mengelola Data Cuaca (Tambah Data)



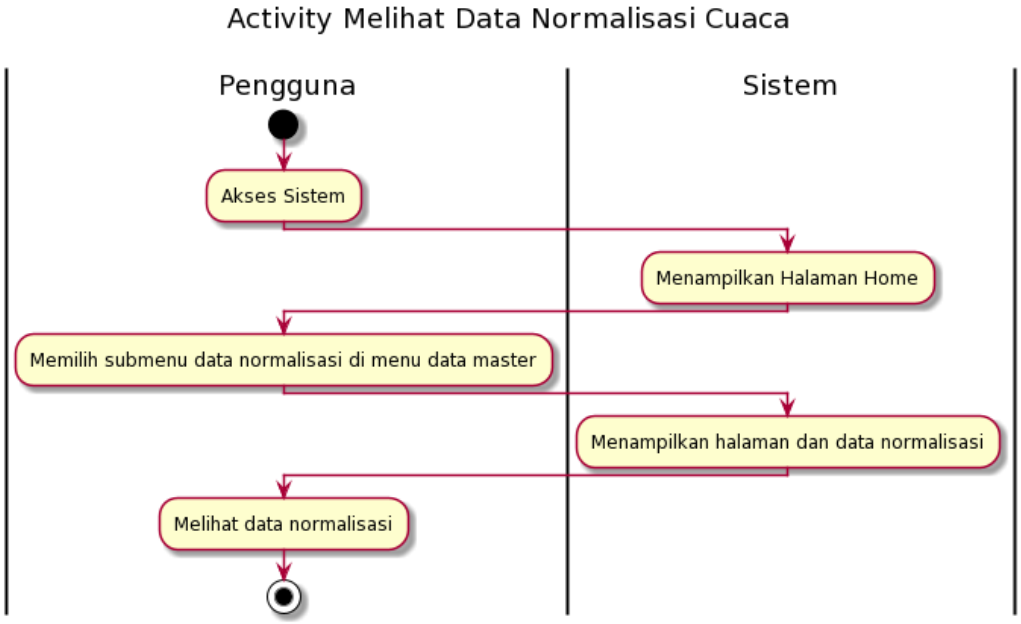
C.2 *Activity Diagram* Mengelola Data Cuaca (Edit Data)



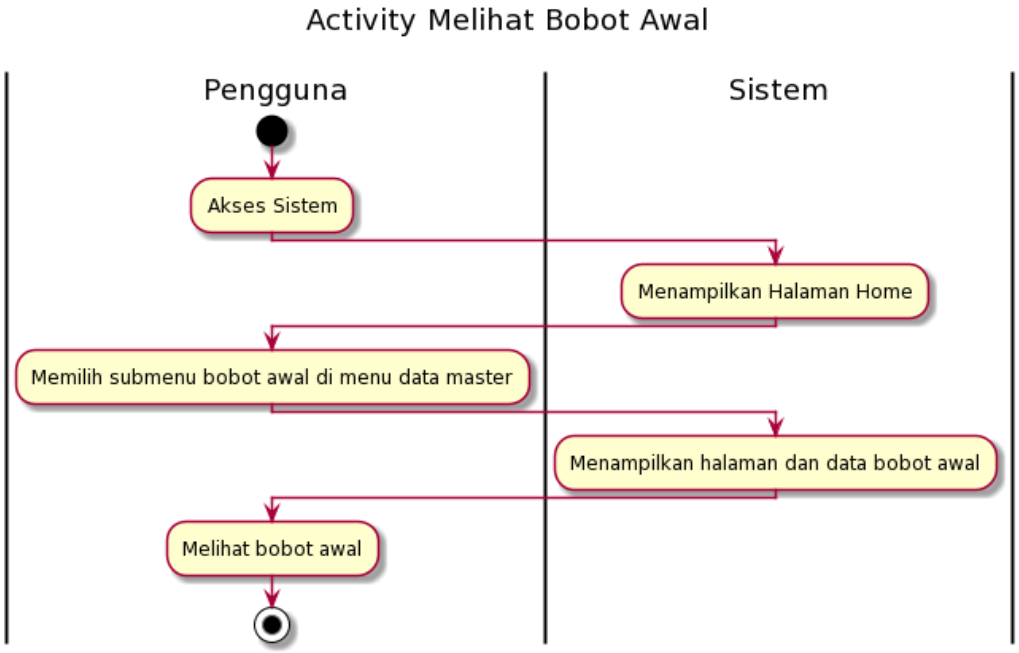
C.3 *Activity Diagram* Mengelola Data Cuaca (Hapus Data)



C.4 *Activity Diagram* Melihat Data Normalisasi Cuaca



C.5 *Activity Diagram* Melihat Bobot Awal



DAFTAR RIWAYAT HIDUP

Informasi Personal

Nama	: Wawan Triputra
Tempat/Tgl Lahir	: Pulau Kijang, 06 Oktober 1995
Jenis Kelamin	: Laki-laki
Agama	: Islam
Tinggi Badan	: 175 cm
Berat Badan	: 50 kg
Kewarganegaraan	: Indonesia

Alamat	: Jalan Melati II, Kecamatan Tampan, Pekanbaru
Asal	: Pulau Kijang, Kabupaten Indragiri Hilir, Riau
Email	: wawan.triputra@students.uin-suska.ac.id

Informasi Pendidikan

Tahun 2001 – 2007	: SD NEGERI 088 SANGLAR
Tahun 2007 – 2010	: SMP NEGERI 3 RETEH
Tahun 2010 – 2013	: SMA MUHAMMADIYAH 1 PEKANBARU
Tahun 2013 – 2021	: S1 Teknik Informatika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sultan Syarif Kasim Riau